

УДК 378:004

DOI: 10.25686/978-5-8158-2474-4-2025-675-684

Сегментация строк в изображениях рукописных документов

Л. М. Местецкий^{1,2}, В. С. Смирнова¹

¹Московский государственный университет имени М. В. Ломоносова, Москва, Россия

² Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики», Москва, Россия

Аннотация. В работе предложен оригинальный метод построчной сегментации рукописных документов, основанный на построении векторного поля локальных направлений текста и формировании осевых линий строк, аппроксимирующих интегральные кривые данного поля. Разработан и реализован алгоритм, робастно работающий с реальными изображениями архивных документов, включая сложные случаи изгибающихся строк, неравномерных межстрочных интервалов и вариативности почерка. Экспериментальные результаты демонстрируют высокую эффективность ($F1\text{-score} = 0.92$).

Ключевые слова: сегментация строк, рукописные документы, триангуляция Делоне

Line-by-line segmentation of handwritten documents

Л. Местецкий^{1,2}, В. Смирнова¹

¹ Lomonosov Moscow State University, Moscow, Russia

² National Research University Higher School of Economics, Moscow, Russia

Abstract. We propose an original method for line-by-line segmentation of handwritten documents based on constructing a vector field of local text orientations and extracting line centerlines that approximate the field's integral curves. We develop and implement an algorithm that robustly handles real images of archival documents, including challenging cases with curved lines, non-uniform interline spacing, and handwriting variability. Experimental results demonstrate high effectiveness ($F1\text{-score} = 0.92$).

Keywords: text line segmentation, handwritten documents, Delaunay triangulation

Введение

Исторические рукописные документы, такие как письма, дневники и заметки, содержат важную информацию о культурных, социальных и научных аспектах прошлого. Для автоматизированного распознавания текста в рукописных документах важно обеспечить точную построчную сегментацию, поскольку большинство современных OCR-систем выполняют распознавание именно на уровне отдельных строк.

Процесс выделения строк в рукописных документах осложняется вариативностью почерка, плотным расположением и нерегулярностью наклона строк, частыми перекрытиями выносных элементов букв, а также фоновым шумом в виде пятен и потертостей на бумаге, неоднородным освещением и углом съемки страниц документов.

Существуют четыре основных подхода к задаче сегментации строк. Проекционные методы строят профиль плотности пикселей по горизонтали и определяют границы строк по локальным минимумам, что хорошо работает на страницах с горизонтальными строками, имеющими статичный интервал, но слабо приспособлено к изогнутым строкам и перекрытиям [1, 2]. Морфологические алгоритмы, такие как RLSA (Run-Length Smoothing Algorithm), объединяют близко расположенные компоненты текста посредством морфологического замыкания, однако выбор оптимального структурирующего элемента остаётся нетривиальной задачей [3–5]. Графовые модели представляют документ в виде графа, где узлы — это связные компоненты текста, а рёбра отражают их пространственные отношения; сегментация достигается решением задачи минимального графового разреза, обеспечивая гибкость при разделении тесно переплетённых строк [6]. Нейросетевые подходы (FCN, U-Net, RNN/LSTM) демонстрируют наивысшую точность на больших размеченных датасетах, но их применение ограничено высокими вычислительными затратами и необходимостью разметки больших объёмов данных [7].

Существует потребность в методе, который сочетал бы интерпретируемость и робастность графовых моделей с возможностью локального анализа без дорогостоящего этапа обучения. В рамках данной работы предлагается оригинальный алгоритм построчной сегментации, основанный на

построении нерегулярной решётки узлов в центрах локальной плотности текстовых пикселей, вычислении в каждой точке решётки вектора направления текста как минимального градиента функции плотности и аппроксимации осевых линий строк с помощью триангуляции Делоне. Такой подход обеспечивает высокую точность выделения строк, робастность к шуму и кривизне линий, а также исключает необходимость предварительного обучения на больших размеченных выборках.

Стоит отметить, что существующие подходы к сегментации строк без обучения (например, минимально-энергетические «швы» в *constrained seam carving* [8], голосование в пространстве Хафа по блокам связных компонент [9]) имеют ограничения: высокую чувствительность к предобработке и бинаризации; геометрические допущения, нарушаемые сильно искривленными строками, неравномерным межстрочным интервалом, пересечениями и слияниями штрихов, что приводит к множественным локальным минимумам и фрагментации/слиянию линий; выраженная масштабная зависимость (высота строки, толщина штриха, интервал), требующая ручной калибровки окон, фильтров и порогов и ухудшающая перенос между коллекциями без ретюнинга.

Цель исследования — разработать и экспериментально оценить предложенный метод построчной сегментации рукописных документов с математически обоснованной структурой, обеспечивающей интерпретируемость и универсальность при обработке разнообразных архивных материалов.

Постановка задачи

Исходными данными задачи являются изображения страниц исторических рукописных документов, таких как письма, дневники и заметки, представленные в виде растровых изображений. Для каждого исходного изображения требуется автоматически выполнить сегментацию текстовых строк путём построения множества осевых линий строк. Каждая осевая линия должна быть представлена упорядоченной ломаной, которая аппроксимирует центральную траекторию расположения компонент текста, отражая как глобальную кривизну строки, так и её локальный наклон. Выходом предложенного алгоритма является набор таких ломанных линий, предназначенный для последующего использования в системах оптического распознавания текста и других приложениях анализа рукописных документов.

Основные сложности задачи обусловлены вариативностью почерка авторов, неравномерностью межстрочных интервалов и изменчивостью угла наклона строк. Для формализации задачи приняты следующие предположения:

1. Каждая строка может быть аппроксимирована ломаной с углами перегиба, не превышающими 45° ;
2. Преобладающий наклон соседних строк считается постоянным;
3. В пределах одной строки локальные участки текста в малой окрестности имеют схожие углы наклона;
4. Строки преимущественно имеют горизонтальный наклон, то есть угол наклона строк к горизонтали, для которых возможна корректная сегментация, не превышает 45° .

На основании описанных выше допущений задача сегментации разбивается на две основные подзадачи.

1. Построение строковой решётки. Рукописная строка представляется как область с повышенной плотностью чёрных пикселей, по сравнению с межстрочными промежутками. Центры таких скоплений позволяют определить *узловые точки*, по которым восстанавливается траектория строки. В их окрестности текстовые пиксели имеют близкие направления, что даёт возможность оценить *локальный наклон строки*.

На основе узлов формируется *строковая решётка* G , и для каждой точки $g_i \in G$ задаётся *вектор локального направления* $d(g_i)$, формирующий поле направлений $d: G \rightarrow S$. Далее формируются осевые линии строк как линии, аппроксимирующие интегральные кривые векторного поля d , проходящие через узловые точки g_i с касательным направлением, совпадающим с вектором $d(g_i)$. Это обеспечивает согласованность траекторий с локальной геометрией и кривизной строк.

2. Формирование осевых линий. На основе строковой решётки G строится граф потенциальных связей $N = (G, E_0)$, где рёбра E_0 соединяют узловые точки. Отбирается подмножество рёбер E_S , согласованных с локальными направлениями поля d , что даёт подграф $N_S = (G_{\text{ext}}, E_S)$. Его связные

компоненты соответствуют фрагментам осевых линий, а также на нём определены две основные операции:

1) склейка рёбер, имеющих общие вершины и близкие направления – отбор фрагментов ломаной линии при их соединении концами;

2) склейка фрагментов – объединение связных цепочек рёбер в строки.

В итоге задача заключается в построении целостных линий, согласованных по направлению, то есть выделенных связных цепей в графе для восстановления полной геометрии строк.

Теория

Задача сегментации строк сводится к автоматическому выделению осевых линий текста на бинаризованном изображении страницы D . Для точной формализации вводятся следующие понятия.

Определение 1 (Узловая точка). Пусть $D \in \mathbb{Z}^2$ — множество координат текстовых пикселей. Точка $d \in D$ называется *узловой*, если существует окрестность $U_\epsilon(g)$ такая, что плотность текстовых пикселей в ней максимальна по сравнению с соседними областями.

Определение 2 (Строковая решётка). Множество всех узловых точек

$$G = \{g_1, g_2, \dots, g_N\} \subset D$$

называется *строковой решёткой*. Решётка обеспечивает дискретное представление страницы через ключевые точки, по которым восстанавливаются осевые линии строк.

Определение 3 (Поле направлений строк).

$$d: G \rightarrow S, \quad S = \{v \in \mathbb{R}^2 : \|v\|=1\},$$

где $d(g_i)$ – единичный вектор локального направления строки в окрестности g_i .

Определение 4 (Осевая линия строки). Непрерывная упорядоченная ломаная

$$l = (v_1, \dots, v_k), \quad v_k \in G,$$

такая, что для каждого сегмента (v_k, v_{k+1}) вектор $v_{k+1} - v_k$ примерно совпадает с $d(v_k)$, называется *осевой линией*.

Метод решения

Предобработка изображения

Входные данные – jpg-изображения страниц архивных рукописных дневников. Сначала проводится *медианное сглаживание* для подавления шумов при сохранении структуры текста. Затем выполняется *адаптивная бинаризация* с локальным порогом

$$T(x, y) = \frac{1}{\sum_{(i,j) \in N} w(i, j)} \sum_{(i,j) \in N} I(i, j) w(i, j) - C, \quad N = 9 \times 9, \quad C = 6,$$

где $w(i, j)$ – веса гауссова ядра.

Пиксель (x, y) считается чёрным, если $I(x, y) > T(x, y)$. Наконец, для удаления мелких артефактов применяются последовательно морфологические преобразования: сначала открытие, затем закрытие (композиции эрозии и дилатации) с квадратным структурирующим элементом 3×3 .

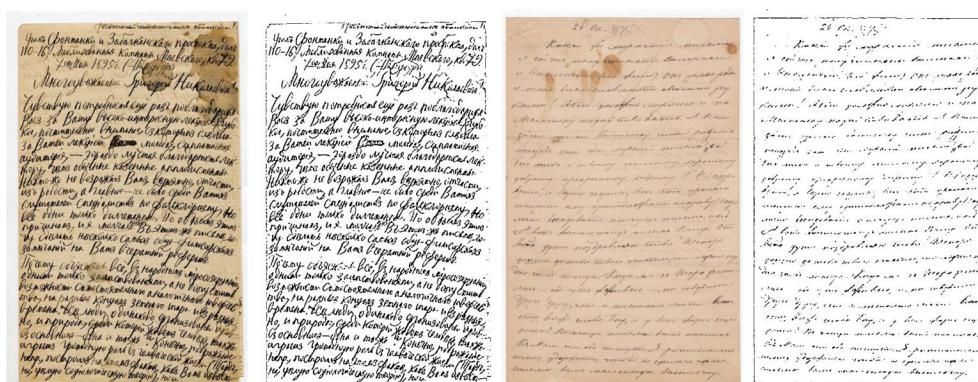


Рисунок 1. Примеры бинаризации: справа сходное изображение, слева – бинаризованное

Построение строковой решётки

В основе метода лежит гипотеза о том, что в пределах ограниченной области угол наклона текстовой строки статичен, то есть на выбранном фрагменте изображения направление строки практически не меняется. Более того, чем уже рассматриваемая область, тем точнее выполняется это предположение, поскольку локальная структура строки слабо подвержена искажениям и кривизне на малом масштабе.

В соответствии с введенным предположением для перехода к дискретному представлению страницы область изображения D разбивается на N вертикальных полос одинаковой ширины (далее $N = 8$):

$$S_j = \{(x, y) \in D \mid x \in [jW/N, (j+1)W/N]\}, \quad j = 0, \dots, N-1,$$

где W – ширина изображения.

В каждой полосе строится вертикальный переходный профиль

$$r_j(y) = \sum_{x:(x,x+1) \in S_j} |D(x+1, y) - D(x, y)|,$$

где $D(x, y) \in \{0, 1\}$.

Локальный максимум $r_j(y_{j,k})$ принимается, если выполняются следующие условия:

$$r_j(y_{j,k-1}) < r_j(y_{j,k}),$$

$$r_j(y_{j,k}) > r_j(y_{j,k+1}),$$

$$r_j(y_{j,k}) \geq \tau_j, \quad \tau_j = 1,5 \operatorname{median}(r_j(y)).$$

Здесь k – индекс дискретной вертикальной позиции в строке j .

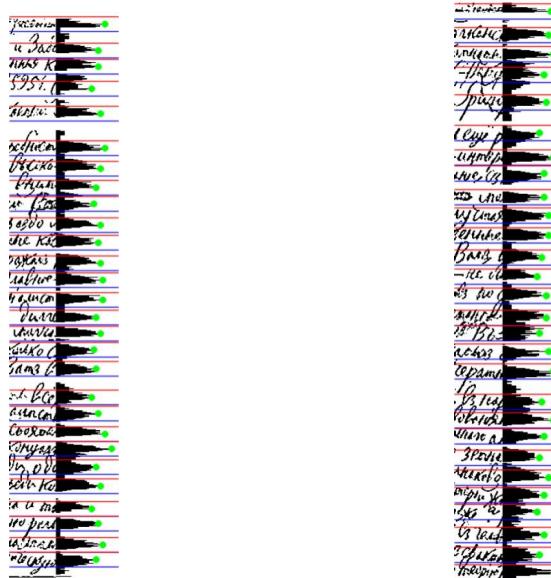


Рисунок 2. Фрагменты полученных полос и соответствующих гистограмм строчных профилей. Зеленые точки – локальные максимумы, красные/синие линии – верхняя/нижняя границы описанных фреймов

Максимумы дают уровни $y_{j,k}$ с наибольшей плотностью переходов «фон–текст» и служат опорой для определения центров тяжести компонент строки. Порог отсекает шумовые пики и нетекстовые детали.

Для каждого $y_{j,k}$ вычисляется центр тяжести

$$x_{j,k} = \operatorname{median}\{x \mid D(x, y_{j,k}) = 1, (x, y_{j,k}) \in S_j\}$$

и формируется прямоугольный фрейм

$$R_{j,k} = [x_{j,k} - \frac{w_j}{2}, x_{j,k} + \frac{w_j}{2}] \times [y_{j,k} - \frac{h_j}{2}, y_{j,k} + \frac{h_j}{2}],$$

где $w_j = \lfloor W/N \rfloor$, $h_j = \frac{2}{3}w_j$.

Такой фрейм охватывает достаточное число пикселей для надёжной локальной оценки направления, минимально пересекается с соседними полосами и, так как высота по построению меньше ширины ($h_j < w_j$), повышает точность оценки вдоль строки:

$$P_{j,k} = \{p \in R_{j,k} \mid D(p) = 1\}.$$

Оценка локального направления методом главных компонент

Для каждого облака точек $P_{j,k}$ направление строки и её центр тяжести оцениваются методом главных компонент, который robustен к шуму, имеет низкую вычислительную сложность и согласуется с допущением о локальной стационарности наклона, а экспериментально подобранное соотношение сторон фрейма $h_j:w_j = 2:3$ обеспечивает надёжность оценки локального направления при сильной кривизне строки. Сначала вычисляется центр масс

$$\bar{p} = \frac{1}{|P_{j,k}|} \sum_{p \in P_{j,k}} p,$$

затем ковариационная матрица

$$\Sigma_{j,k} = \frac{1}{|P_{j,k}|} \sum_{p \in P_{j,k}} (p - \bar{p})(p - \bar{p})^T,$$

и её старший собственный вектор v_1 дает оценку нормированного локального направления

$$d(g_{j,k}) = v_1, \quad \|d(g_{j,k})\| = 1.$$

Пара $(g_{j,k}, d(g_{j,k}))$, где $g_{j,k} = \bar{p}$ формирует узел строковой решётки и локальное направление. Совокупность

$$(G, d) = \{(g_{j,k}, d(g_{j,k}))\}$$

является компактным множеством, robustным к артефактам письма и шумам, и служит основой для дальнейшей реконструкции непрерывных осевых линий.

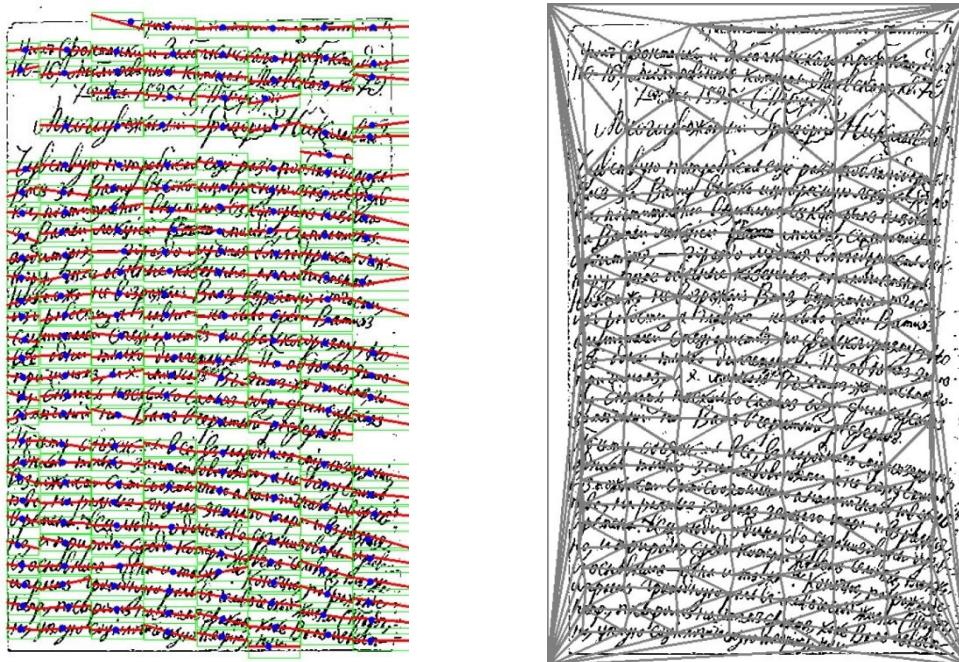


Рисунок 3. Пример страницы с выделенными узловыми точками (синие), векторами главных компонент (красные). Зеленым обозначены описанные фреймы, серым – построенная триангуляция Делоне

Построение осевых линий строк

Чтобы восстановить траекторию каждой строки, к узлам строковой решётки G добавляются четыре вершины для корректного построения модели страницы, совпадающие с углами изображения

$C = \{(0, 0), (W - 1, 0), (W - 1, H - 1), (0, H - 1)\}$, что даёт расширенное множество $G_{\text{ext}} = G \cup C$. По этому множеству строится триангуляция Делоне, то есть такое разбиение плоскости на треугольники, в описанную окружность каждого из которых не попадает ни одна другая точка G_{ext} . Поскольку узлы G лежат в центрах текстовых кластеров, их ближайшие соседи в этой триангуляции, как правило, принадлежат той же строке, а свойство Делоне минимизирует узкие и длинные треугольники, благодаря чему большинство рёбер ориентировано почти горизонтально, а построение занимает $O(|G_{\text{ext}}| \log |G_{\text{ext}}|)$ времени. Обозначим полный граф триангуляции $N_0 = (G_{\text{ext}}, E_0)$.

Далее каждое ребро $e = (g, g') \in E_0$ проверяется на согласованность с локальным направлением, определённым в узлах методом главных компонент. Пусть $w = g' - g$ и пусть $d(g)$, $d(g')$ – нормированные векторы, показывающие ориентацию строки в точках g и g' . Тогда

$$\theta(g) = \arccos \frac{\mathbf{w} \cdot d(g)}{\|\mathbf{w}\|}, \quad \theta(g') = \arccos \frac{\mathbf{w} \cdot d(g')}{\|\mathbf{w}\|},$$

а меру несогласованности задает

$$\delta(e) = \max\{\min(\theta(g), 180^\circ - \theta(g)), \min(\theta(g'), 180^\circ - \theta(g'))\}.$$

Ребро считается подходящим, если $\delta(e) \leq \varphi_{\max}$, где $\varphi_{\max} = 7^\circ$ допускает умеренную кривизну строк. Рёбра, удовлетворяющие этому условию, образуют подграф $N_s = (G_{\text{ext}}, E_s)$, $E_s = \{e \in E_0 \mid \delta(e) \leq \varphi_{\max}\}$; каждая его связная компонента, как правило, соответствует одной строке.

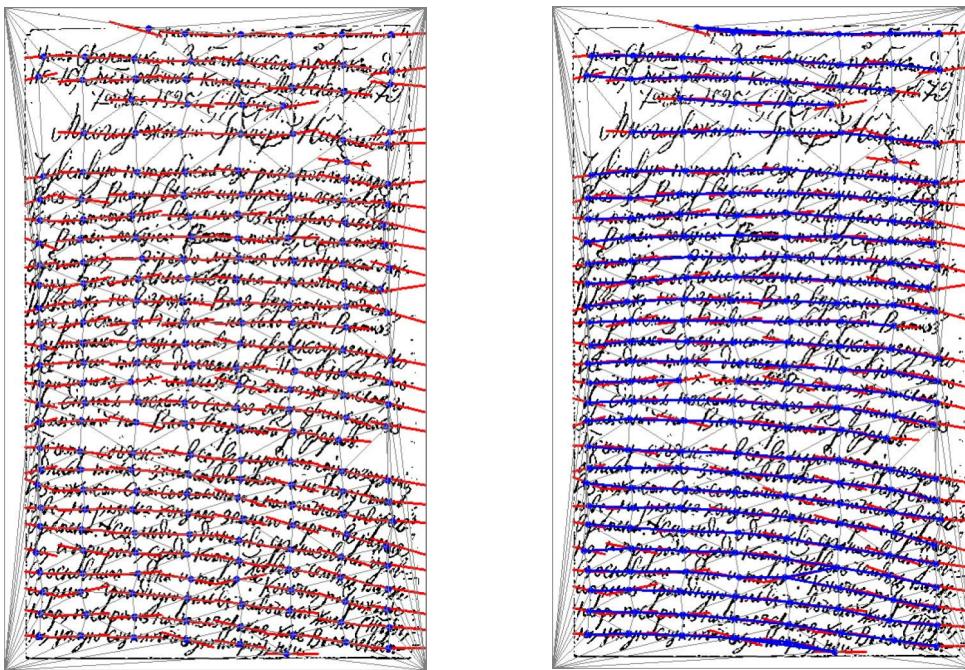


Рисунок 4. Пример страницы с построенной триангуляцией (серый) и векторами направлений (красный). Справа синим выделены отобранные по критерию ребра триангуляции

Наконец, рёбра с близкими направлениями, исходящие из общей вершины, склеиваются в ломаные, а соседние ломаные, совпадающие по ориентации и расположению, соединяются в непрерывные полилинии, которые аппроксимируют интегральные кривые поля направлений d и, таким образом, задают искомые осевые линии строк.

Постобработка осевых линий

После отбора рёбер получен граф, где каждая компонента уже аппроксимирует строку, но могут оставаться два типа локальных артефактов:

- разрывы цепочек: между некоторыми последовательными вершинами отсутствует ребро;
- шумовые развики: вершина графа имеет степень более двух, образуя неоднозначные ветвления.

Устранение разрывов цепочек

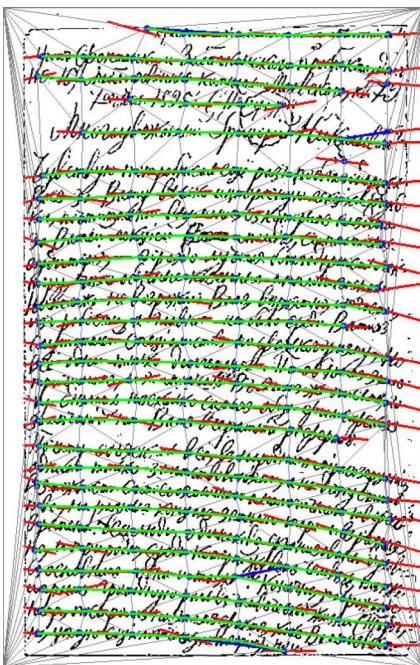
Пусть u и w – правый и левый концы двух компонент, для которых $\|u - w\|$ мала. Ищем путь P внутри узкой вертикальной полосы и выбираем

$$P^* = \arg \min_P \sum_{(p,q) \in P} \left(\lambda \|q - p\| + (1 - \lambda) \left[1 - \frac{(q-p)d(p)}{\|q-p\|} \right] \right), \quad 0 < \lambda < 1,$$

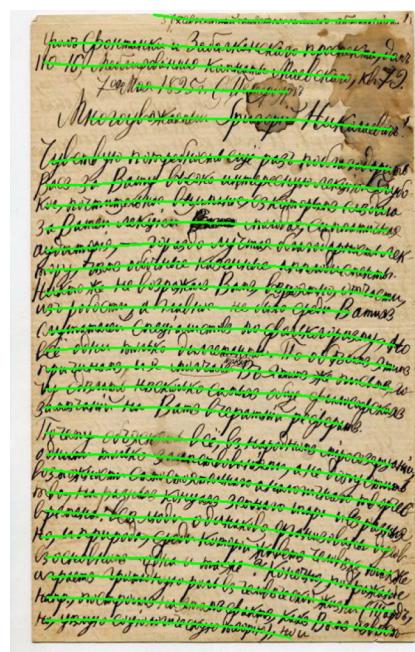
что одновременно минимизирует длину вставки и её отклонение от поля направлений d , тем самым восстанавливая непрерывность линии.

Фильтр шумовых развилок. Для вершины n с $\deg(n) > 2$ оставляем два ребра с максимальным $\frac{(q-n) \cdot d(n)}{\|q-n\|}$, остальные удаляем. Эта фильтрация убирает ложные ответвления, оставляя ребра, наиболее согласованные с локальным направлением.

После обеих процедур каждая компонента превращается в единственную ломаную; упорядочив её по x , получаем гладкую осевую линию строки.



Граф после постобработки



Итоговая сегментация строк

Рисунок 5. Постобработка: зелёным – итоговые рёбра, синим – рёбра до фильтрации, красным – локальные направления

Результаты экспериментов

Для тестирования алгоритма была использована коллекция фотографий архивных писем XIX века. Письма написаны разными авторами, имеют разную структуру бумаги, интенсивность чернил, размер написания, отсутствуют линии написания текста, что помогает оценить разработанный алгоритм на рабочесть к различным видам данных.

Из полного архива, включающего более 2600 изображений, вручную были размечены и отобраны 120 наиболее сложных для сегментации экземпляров. Эти изображения содержат типичные проблемные случаи: сильно искривлённые строки, малый межстрочный интервал, фоновый шум и нерегулярность написания. Такой выбор обеспечивает тщательную проверку надежности работы алгоритма на реальных задачах анализа исторических рукописей. Оценка качества сегментации проводилась по результатам сравнения сегментированных изображений с эталонной разметкой.

Введены следующие обозначения:

- **True Positives (TP)** – число эталонных строк, для которых алгоритм выдал хотя бы один фрагмент. Это отражает, что строка найдена, даже если разбита на несколько частей;

- **False Positives (FP)** – число предсказанных фрагментов, не соответствующих ни одной эталонной строке, а именно:
 - должно выделенные фрагменты;
 - лишние части при дроблении строки на фрагменты;
 - объединённые (слипшиеся) несколько строк в один фрагмент, который уже не может быть отнесён к отдельной строке.

Таблица 1. Оценки результатов экспериментов

Всего строк	TP	FP	FN	Precision	Recall	F_1
1546	1482	181	64	0.89	0.96	0.92

- **False Negatives (FN)** – число эталонных строк, для которых алгоритм не выдал ни одного фрагмента, а именно:

- полностью пропущенные строки;
- строки «потерянные» в результате слияния нескольких эталонных строк в один фрагменты.

На основе этих значений определяются два ключевых показателя качества:

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP}, \quad \text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN}.$$

Первая оценка показывает то, насколько предложенный метод вообще способен детектировать строки, а вторая – насколько точно он это делает. Также рассмотрена величина F_1 -score, которая объединяет точность (Precision) и полноту (Recall):

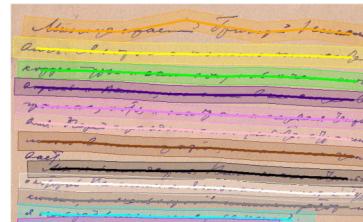
$$F_1 = 2 \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}.$$

Обсуждение результатов

Предложенный метод обладает высокой полнотой (*recall*) и точностью (*precision*) и, соответственно, величиной F_1 -score. Значение $F_1 = 0,92$ свидетельствует о высоком качестве сегментации, поскольку гармоническое среднее не позволяет одной из компонент доминировать над другой и обеспечивает сбалансированную оценку результатов при обработке случаев, имеющих шумовые артефакты, различную толщину строк и межстрочных интервалов.



Пример корректной сегментации (вариант 1)



Пример корректной сегментации (вариант 2)

Рисунок 6. Все строки сегментированы корректно

Большинство ошибок, входящих в число FP , связано с тем, что метод корректно локализует строки, но внутри одной осевой линии компоненты оказываются разорванными, что создаёт избыточные фрагменты. Ошибки FN зачастую обусловлены объединением нескольких истинных строк в один сегмент в тех случаях, где межстрочный интервал сравнительно мал. При этом алгоритм допускает минимальное число полностью ложных выделений и пропусков.

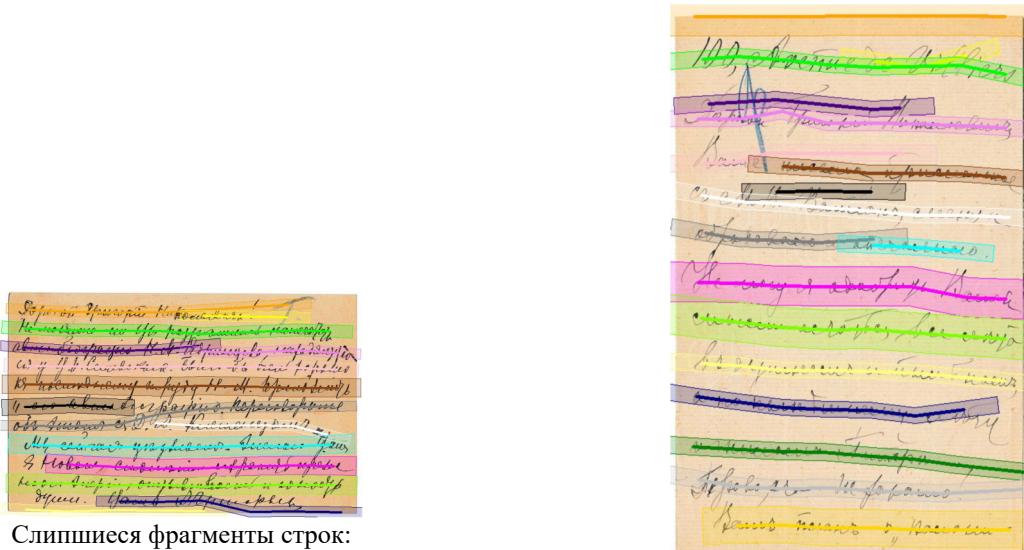


Рисунок 7. Ошибки False Positives

Кроме того, тестовый набор включал наиболее сложные страницы (с сильными изгибами строк, нерегулярным межстрочным интервалом и фоновыми шумами), тогда как на документах со стандартной структурой метод работает ещё более робастно.



Рисунок 8. Ошибки False Negatives

Большинство ошибок появляется там, где почерк имеет крупный размер, и может быть связано с фиксированными размерами фреймов, относительно которых вычисляются локальные направления строк.

Заключение

В работе предложен метод построчной сегментации рукописных документов, основывающийся на анализе локального распределения текстовых пикселей и построении дискретного векторного поля направлений. Для реализации метода был разработан программный комплекс, а также было произведено тестирование алгоритма на обширном архиве изображений исторических писем. Эксперименты подтвердили робастность метода к фоновому шуму, вариативности почерка и искривлённым строкам: достигнуты высокие значения полноты ($recall = 0,96$) и точности

(precision = 0,89), а F₁-score = 0,92 свидетельствует о сбалансированном сочетании этих показателей – метод последовательно находит все релевантные строки и минимизирует число ложных срабатываний. Дополнительно показано, что алгоритм эффективно аппроксимирует и корректно сегментирует даже сильно изогнутые или наклонённые текстовые строки.

Таким образом, основные полученные результаты таковы:

1. Разработан метод построчной сегментации изображений рукописных документов на основе модели интегральных кривых векторного поля;
2. Реализован подход определения связей узловых точек, согласованных с векторным полем локальных направлений текста;
3. Предложена процедура восстановления интегральных кривых векторного поля как подграфов в триангуляции Делоне.

Основными направлениями дальнейшей работы являются преобразования всех имеющихся фиксированных порогов в адаптивные на основе структуры каждой страницы для более точного её восстановления, а также улучшение этапа постобработки для предотвращения наличия артефактов.

Источник финансирования

Разработанный алгоритм применялся при выполнении проекта Российского научного фонда «Культурное наследие России: интеллектуальный анализ и тематическое моделирование корпуса рукописных текстов» (грант РНФ № 22-68-00066).

Список литературы

1. R. Ptak, B. Zygaldo, O. Unold, Projection-based text line segmentation with a variable threshold, International Journal of Applied Mathematics and Computer Science 27 (2017) 195-206.
2. S. Arivazhagan, D. J. Hemanth, Statistical projection methods for text line segmentation, in: Proceedings of the Ninth International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR), 2007, pp. 1029-1033.
3. K. Y. Wong, R. G. Casey, F. M. Wahl, Document analysis system, IBM Journal of Research and Development 26 (1982) 647-656.
4. N. Nikolaou, M. Makridis, B. Gatos, N. Stamatopoulos, N. Papamarkos, Segmentation of historical machine-printed documents using adaptive run length smoothing and skeleton segmentation paths, Image and Vision Computing 28 (2010) 590-604.
5. V. Papavassiliou, T. Stafylakis, V. Katsouros, G. Carayannis, Handwritten document image segmentation into text lines and words, Pattern Recognition 43 (2010) 369-377.
6. D. J. Kennard, W. A. Barrett, Separating lines of text in free-form handwritten historical documents, in: Proceedings of the 2nd International Conference on Document Image Analysis for Libraries (DIAL'06), 2006, pp. 12-23.
7. G. Renton, C. Chatelain, S. Adam, C. Kermorvant, T. Paquet, Handwritten text line segmentation using fully convolutional network, in: Proceedings of the 14th IAPR International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR), 2017, pp. 321-326.
8. X. Zhang, C. L. Tan, Text line segmentation for handwritten documents using constrained seam carving, in: 14th International Conference on Frontiers in Handwriting Recognition (ICFHR), IEEE, Crete, Greece, 2014, pp. 98-103. doi:10.1109/ICFHR.2014.24.
9. G. Louloudis, B. Gatos, C. Halatsis, Text line detection in unconstrained handwritten documents using a block-based hough transform approach, in: Proceedings of the 9th International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR), IEEE Computer Society, Curitiba, Brazil, 2007, pp. 599-603. URL: https://users.iit.demokritos.gr/~bgat/Icdar2007_TextLineDetection.pdf.