МОСКОВСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ имени М.В. ЛОМОНОСОВА ФИЛИАЛ В ГОРОДЕ ТАШКЕНТЕ

ФАКУЛЬТЕТ ПРИКЛАДНОЙ МАТЕМАТИКИ И ИНФОРМАТИКИ КАФЕДРА ПРИКЛАДНОЙ МАТЕМАТИКИ И ИНФОРМАТИКИ

Ванесян Роман Грачикович

ВЫПУСКНАЯ КВАЛИФИКАЦИОННАЯ РАБОТА

«Оптическое распознавание схем из функциональных элементов»

Научный руководитель,		
к.фм.н		Шуткин Ю.С.
	//	 2020 г

Содержание

1	Вве	едение	2		
2	Пос	становка задачи	4		
3	В Оптическое распознавание схем из функциональных				
	эле	ментов	5		
	3.1	Предварительная обработка данных	5		
	3.2	Сегментация	6		
	3.3	Распознавание	11		
		3.3.1 Распознавание меток	11		
		3.3.2 Топологическое распознование СФЭ	12		
	3.4	Постобработка данных	17		
4	Орі	ганизация работы программы	18		

1 Введение

Пусть задано некоторое множество булевых функций

$$B = f_1(x_1, \dots, x_{n_1}), \dots, f_s(x_1, \dots, x_{n_s}),$$

где $n_1, \ldots, n_s \ge 0$.

Будем называть данное множество B базисом.

Определение 1. Схемой из функциональных элементов (СФЭ) над стандартным базисом $B = \{x_1 \land x_2, x_1 \lor x_2, \neg x_1\}$ будем называть ориентированный граф без циклов G = (V, E), для которого выполняются следующие условия:

- Каждая вершина $v \in V$ имеет полустепень захода d(v), не превосходящую двух, то есть $d(v) \leq 2$;
- Каждая вершина $v \in V$ с полустепенью захода, равной 0, называется входной (или входом схемы) и ей приписывается некоторая булева переменная x_i ;
- Существует ровно одна вершина с полустепень захода, равной 1 и приписанной меткой F, называемая выходом СФЭ;
- Все другие вершины называются внутренними вершинами схемы;
- Каждой внутренней вершине $v \in V$ с полустепенью захода, равной 1 приписывается (функциональный) элемент отрицания (\neg) ;
- Каждой внутренней вершине $v \in V$ с полустепенью захода, равной 2 приписывается либо (функциональный) элемент контонкции (\vee) , либо (функциональный) элемент дизтонкции (\wedge) .

Стоит отметить, что существуют СФЭ с базисами отличными от приведенного. Однако, для упрощения изложения в данной работе мы будем рассматривать СФЭ только со стандартным базисом.

При изображении схемы из функциональных элементов входы будем обозначать окружностями, внутри которых записаны

входные переменные x_i . Вершины являющиеся операциями, — треугольниками, внутри которых записаны обозначения соответствующих функций. А выход СФЭ будем помечать прямоугольником, внутри которого записана метка F. Выходы функций будем отмечать выходными ребрами — жордановыми дугами.

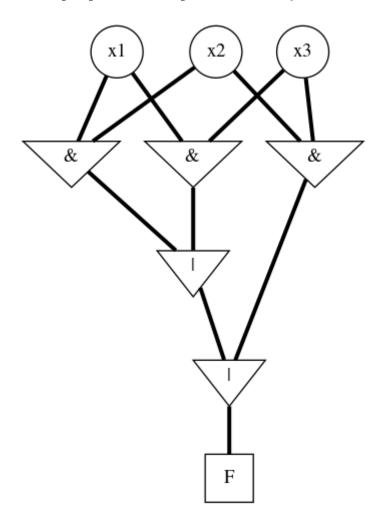


Рис. 1: Пример изображения схемы из функциональных элементов.

2 Постановка задачи

Определение 2. Цифровым изображением будем называть конечное множество $I = \{p_i \mid p_i \in C\}$ на плоскости, где C - либо конечное множество кортежей арности 3, где каждый элемент имеет значение от 0 до 255, то есть:

$$C = \{ p_i \mid p_i = (x_{i_1}, x_{i_2}, x_{i_3}), 0 \le x_{i_j} \le 255, j = \overline{1, 3} \},\$$

в таком случае будем называть цифровое изображение трехканальным цифровым изображение; либо конечное множество элементов, значение которых варьируется от 0 до 255, то есть:

$$C = \{ p_i \mid p_i \in \mathbb{Z}, 0 \le p_i \le 255 \},$$

в таком случае будем называть цифровое изображение одноканальным цифровым изображение (полутоновое изображение). Элементы данного множества p_i будем называть пикселями.

Определение 3. Одноканальное цифровое изображение, для которого множество C определено как $\{0,1\}$ будем называть бинарным цифровым изображением (бинарным изображение).

На вход программе подается цифровое изображение с рисунок схемы из функциональных элементов (СФЭ) на ней. Выходом программы является либо текстовая запись формулы представленной СФЭ, либо ее оцифрованное представление.

3 Оптическое распознавание схем из функциональных элементов

Оптическое распознавание СФЭ будем проводить в 4 этапа: предварительная обработка цифрового изображения, сегментация, распознавание, конечная обработка данных.

3.1 Предварительная обработка данных

Как и в любой задаче распознавания визуальных образов этап первичной обработки направлен на разделение пикселей на два класса: фоновые пиксели и пиксели образующие исследуемый объект.

Пусть на вход программе было подано трехканальное цифровое изображение. Применяя, к примеру, следующую функцию [1]:

$$f(x_1, x_2, x_3) = [0.299 * x_1 + 0.587 * x_2 + 0.114 * x_3]$$

к каждому пикселю $p_i = (x_{i_1}, x_{i_2}, x_{i_3})$ преобразуем исходное трехканальное цифровое изображение в одноканальное цифровое изображение. Далее, к полученному полутоновому изображению, применяя алгоритм бинаризации с использованием метода Оцу [2] для нахождения оптимального порога бинаризации за счет минимизации внутриклассовой дисперсии (стоит отметить, что у нас существует всего 2 класса: «фоновые» пиксели и «полезные» пиксели, — пиксели представляющие собой исследуемый объект), получаем бинарное изображение.

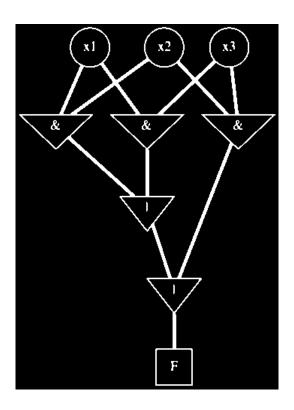


Рис. 2: Пример применения алгоритма бинаризации.

3.2 Сегментация

Входными данными для процесса сегментации является бинаризованное изображение.

Положим D — множество всех пикселей бинаризованного изображения.

Определение 4. Множесство пикселей $V = \{p_i \mid p_i \in D\}$ будем считать вершиной, если:

- 1. Пусть $F \subset V$. Множество $H = \{p_i \mid p_i \in F, p_i = 1\}$ образует одну из следующих фигур: треугольник, окружность, либо прямоугольник.
- 2. Пусть $G = F \setminus H$. Существует такое подмножество $M = \{p_i \mid p_i \in G, p_i = 1\}$ метка вершины.
- 3. Никакие две рядом лежащие вершины не расположены так, что пересечение минимальных описывающих прямоугольников, содержащих соответствующие вершины есть множество не пустое, то есть:

$$\forall V_i, V_j, \quad V_i \neq V_j, i \neq j : P(V_i) \cap P(V_j) = \varnothing.$$

Исходя из определения вершин, мы можем построить алгоритм для нахождения таковых в бинарном изображении. Применим алгоритм для нахождения замкнутых контуров [3] к данному бинарному изображению. Выходом алгоритма является множеству A с занумерованными элементами — последовательности наборов координат, однозначно задающими фигуры образованные различными замкнутыми контурами. Стоит отметить, что для проверки условий 2, 3 нас интересуют минимальные прямоугольники коллинеарные осям (в английской литературе axis-aligned minimum bounding box). Любой прямоугольник может быть задан двумя точками: левой верхней и правой нижней точками (относительно начала координат). То есть, положим p_1 - левая верхняя, а p_2 - правая нижняя точки, тогда:

$$\{p_1 = (min(x), max(y)), p_2 = (max(x), min(y))\},\$$

где минимум и максимум соответствующих координат берутся по всем наборам задающим описываемую фигуру. Применяя данный алгоритм к каждому элементу множества A мы получим множество минимальных описывающих прямоугольники.

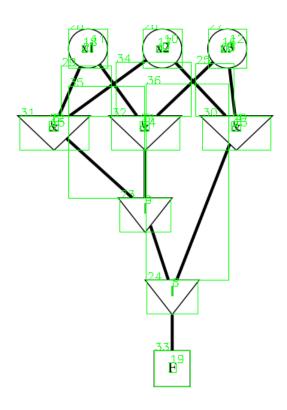


Рис. 3: Пример результата работы алгоритма построения минимальных описывающих прямоугольников.

Проверим условие 3. Положим

$$s(p_{11}, p_{12}, p_{21}, p_{22}) = \begin{cases} 1, & (p_{11} \le p_{21} \le p_{22} \le p_{12}) & \land \\ & \land & (p_{11} \le p_{21} \le p_{22} \le p_{12}) \\ 0, & otherwise \end{cases},$$

где (p_{11}, p_{12}) и (p_{21}, p_{22}) пары левой-верхней и правой-нижней точек, задающих соответствующие прямоугольники. Правило порядка для точек задано покоординатно.

Применим попарно правило $s(p_{11},p_{12},p_{21},p_{22})$ к элементам множества описывающих минимальных прямоугольников соответствующих вершин. Если для какой-то пары прямоугольников правило $s(p_{11},p_{12},p_{21},p_{22})$ дало значение 1, то исключим фигуру описанную прямоугольником с большей площадью из множества вершин.

Проверим условие 2. Положим

$$c(p_{11}, p_{12}, p_{21}, p_{22}) = \begin{cases} 1, & (p_{11} \le p_{21} \le p_{12}) \land (p_{11} \le p_{22} \le p_{12}) \\ 0, & otherwise \end{cases},$$

где аналогично (p_{11}, p_{12}) и (p_{21}, p_{22}) пары левой-верхней и правойнижней точек, задающих соответствующие прямоугольники.

Применяя попарно указанное правило к множеству минимальным описывающих прямоугольником однозначно проверим условие 2. То есть, если найдется такой минимальный описывающий прямоугольник не содержащий никаких других прямоугольников, то исключим фигуру вписанную в данный прямоугольник из множества вершин.

Проверим условие 1. Для проверки условия 1, для каждого описывающего минимального прямоугольника пометим все пиксели входящие во внутренность описываемой фигуры цветом 1 (то есть присвоим им значение равное 1), все остальные пиксели прямоугольника - цветом 0. Размер каждого такого изображение есть $w \times h$, где w — ширина, а h — высота. Построим 3 бинарных изображения размера $w \times h$ с рисунками: окружности с радиусом $r = \frac{\min(w,h)}{2}$ и центром в точке $(\frac{w}{2},\frac{h}{2})$, прямоугольника с шириной w и высотой h, треугольника заданного координатами $\{(0,h),(\frac{w}{2},0),(w,h)\}$. Аналогично фоновые пиксели пометим цветом 0, а внутренность с контуром каждой из фигур в цвет 1.

Очевидно, что полученные изображения могут быть заданы матрицами размерности $w \times h$.

Положим

$$\delta(A, B) = \sum_{i=1}^{h} \sum_{j=1}^{w} a_{ij} \oplus_2 b_{ij}, \quad a_{ij} \in A, b_{ij} \in B$$

Пусть матрица A задает изображение вершины. Тогда будем считать, что на матрице A изображена одна из трех фигур (окружность, прямоугольник, треугольник), если сумма $\delta(A,B)$ - минимальна и не превышает некоторого заданного числа $k \in \mathbb{N}$.

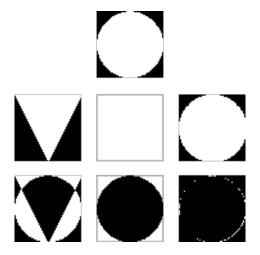


Рис. 4: Пример результата работы алгоритма проверки условия 1.

Таким образом, последовательно применяя алгоритмы проверки условия 1-3 к каждому элементу множества фигур, полученного в ходе работы алгоритма выделения замкнутых контуров, получим множество искомых вершин СФЭ.

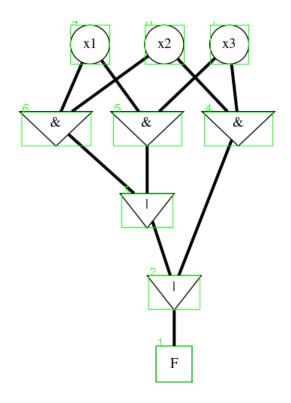


Рис. 5: Пример результата работы алгоритма выделения вершин СФЭ.

Выходом алгоритма сегментации является бинарное изображение с фигурами вершин.

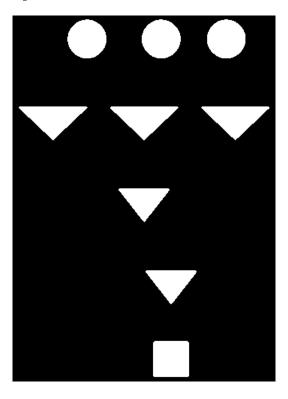


Рис. 6: Пример выхода алгоритма сегментации СФЭ.

3.3 Распознавание

Этап распознавания разобьём на два подэтапа: распознавание меток в вершинах СФЭ и топологическое распознавание СФЭ.

3.3.1 Распознавание меток

Выходными данными алгоритма примененного на этапе сегментации является бинарное изображение с фоновыми пикселями, имеющими значение 0 и внутренностями вершин с контуром, имеющими значения 1. Таким образом, на самом деле, данное изображение является еще и маской для исходного изображения. А стало быть и для его бинаризованного вида. Положим M — множество пикселей маски, а B — множество пикселей бинаризованного изображения. Положим множество L — результат применения операцию конъюнкции к каждым пикселям $p_{1i} \in D$ и $p_{2i} \in M$, то есть

$$L = \{ p_i \mid p_i = p_{1i} \land p_{2i}, p_{1i} \in D, p_{2i} \in M \}.$$

L — бинарное изображение содержащее вершины и их метки заданной СФЭ.

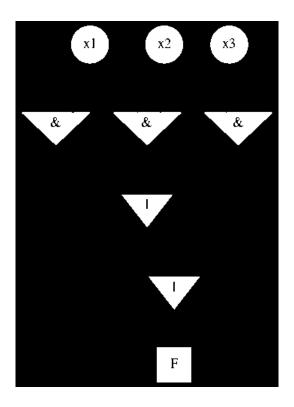


Рис. 7: Пример изображения полученного в результате наложения маски на бинаризованное изображения содержащее СФЭ.

Далее, будем рассматривать каждую вершину по отдельности. Возьмем минимальный прямоугольник содержащий данную фиксированную вершину с меткой, обозначим его через r_1 . Такой прямоугольник содержит два класса пикселей: фоновые и полезные пиксели. Для удаления фоновых пикселей, инвертируем пиксели в прямоугольнике содержащем множества пикселей вершин без метки обозначим, такое множество за r_2 . Применим попиксельно операцию дизъюнкции к r_1 и r_2 . Получили множество пикселей, где фоновые пиксели имеют значение 1, а пиксели образующие метку — значение 0.



Рис. 8: Пример результата работы алгоритма выделения метки.

Далее, к полученной изображению, применяя, к примеру, алгоритм распознавания текста основанный на нейронной сети с долгой краткосрочной памятью (в английской литературе LSTM based OCR) [4, 5] получим текстовую запись метки данной вершины.

Таким образом, применяя приведенный алгоритм к каждой вершине $C\Phi \Theta$, получим все текстовые записи меток.

3.3.2 Топологическое распознование СФЭ

Определение 5. Ребром будем называть жорданову дугу образованную последовательностью точек $p_i = 1$ и соединяющее вершины $v_i, v_j, i \neq j$.

Входными данными для топологического распознавания СФЭ является изображение полученное в результате дизъюнкции бинаризованное изображения СФЭ с выходом алгоритма примененного на этапе сегментации — бинарным изображением, содержащим исключительно вершины СФЭ.

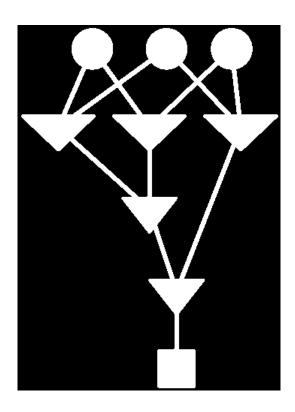


Рис. 9: Пример входного изображения для алгоритма топологического распознавания СФЭ.

Алгоритм топологического распознавания СФЭ приведенный в данной работе основан на алгоритме топологического распознавания графа приведенного в работе [6]. Алгоритм топологического распознавания графа состоит из 3 частей: построение скелета графа, классификация пикселей (точек) графа, обход графа.

Рассмотрим процесс построение скелета графа. Идея построения скелета объекта заключается в удалении пикселей из множества пикселей изучаемого объекта таким образом, чтобы не нарушать топологию самого объекта. Результатом данной операции будет являться скелет объекта. Важным свойством процесса построения скелета объекта является сохранение свойства связности пикселей объекта. Это свойство как раз и позволяет нам использовать данный процесс при топологическом распознавании графа.

Построение скелета графа основано на применении алгоритма предложенного в статье [7]. Идея данного алгоритма заключается в изменении значений пикселей с 1 на 0 контура объекта до тех пор, пока связность объекта не будет нарушена.

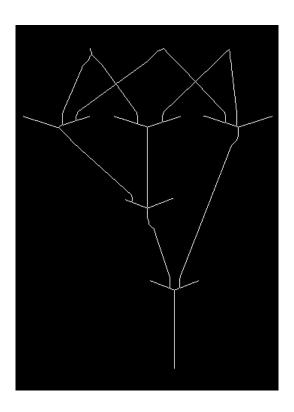


Рис. 10: Пример результата работы построения скелета графа изображенного на рис. 9.

Рассмотрим процесс классификации пикселей графа.

Будем классифицировать каждый пиксель изображения как пиксель относящийся к одному из следующих классов: P_v — класс пикселей входящих в одну из вершин графа (будем называть такой класс пикселей κ лассом «порт» $nu\kappa$ селей), P_e — класс пикселей представляющих собой пиксели одного из ребер графа, P_c класс пикселей включающих в себя пиксели на пересечении двух ребер (такой класс пикселей будем называть κ лассом «кросс» $nu\kappa$ селей) и P_b — класс κ ласс «фоновых» $nu\kappa$ селей, — пиксели не входящие ни в один из приведенных ранее классов.

Определение 6. Будем называть 4-окрестностью пикселя p_i с координатами (x,y) множество состоящее из пикселей с координатами (x-1,y), (x+1,y), (x,y-1), (x,y+1).

Напомним, что результатом построения скелета объекта изображенного на бинарном изображении является бинарным изображение.

Так как ранее, на этапе сегментации, мы однозначно выделили множество пикселей образующих вершины (с их внутренностью), и скелет объекта включает так же данные пиксели (некоторое их подмножество), то мы можем однозначно отнести данные пиксели к классу P_v .

Пусть P_r множество пикселей 4-окрестности пикселя p_i . Положим

$$n_0(p_i) = \sum_{p_j \in P_r} p_j.$$

Будем считать, что пиксель p_i относится к классу P_b , если $n_0(p_i) \leq 1$, иначе если $n_0(p_i) = 2$, то p_i лежит в классе P_e , иначе при $n_0(p_i) \geq 2$ пиксель лежит в классе P_c .

Таким образом, применяя изложенный алгоритм классификации к каждому пикселю получим 4 класса. При том, ни один из классов не содержит пиксели другого класса.

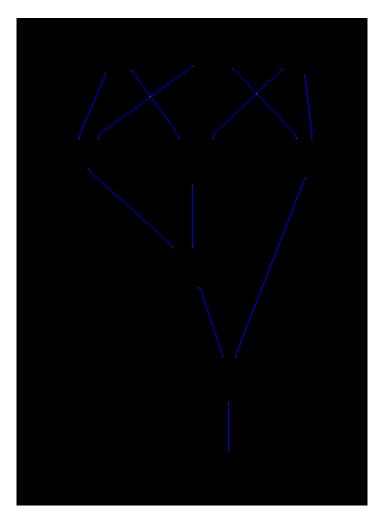


Рис. 11: Пример работы алгоритма классификации пикселей графа. Синим цветом выделены пиксели принадлежащие классу P_e , зеленым — к классу P_v , а черным — к классу P_b .

Очевидно, что ребро всегда состоит из множества пикселей класса P_e , "соединенное" на концах с ровно одним пикселем из множества P_v .

Рассмотрим процесс обхода графа.

Определение 7. Будем называть 8-окрестностью пикселя p с координатами (x,y) множество $N_8(p)$ состоящее из пикселей с координатами $\{(x-1,y-1),(x-1,y),(x-1,y+1),(x,y-1),(x,y+1),(x+1,y-1),(x+1,y),(x+1,y+1)\}.$

Обход графа будем всегда начитать с пикселя принадлежащего классу P_v . Обход может быть осуществлен по всем пикселям за исключениям пикселей принадлежащих классу P_b . Каждый уже пройденный пиксель будем помечать как пройденный. Каждый следующий пиксель p_{i+1} будем выбирать из 8-окрестности пикселя p_i , таким образом, что выбранный пиксель p_{i+1} не являлся бы "пройденным".

Тривиальным случаем является случай, когда ребро соединяющее две вершины v_i и v_j не пересекается ни с какими другими ребрами. Для каждого такого тривиального случая будем считать, что между вершина v_i и v_j , $i \neq j$ проведено ребро.

Направлением будем называть вектор $\vec{v} = \overrightarrow{p_i}, \overrightarrow{p_{i+1}} = (x_{i+1} - x_i, y_{i+1} - y_i)$. Частотой вектора \vec{v} будем называть количество повторений вектора \vec{v} в n последних направлениях. Обозначим последовательность n последних направлений за $\{\vec{v_i}\}_{i=1}^n$. Отметим, что последовательность $\{\vec{v_i}\}_{i=1}^n$, есть упорядоченная последовательность по частоте, таким образом, что направления с большими частотами идут вначале.

Рассмотрим случай, когда ребро пересекает другое ребро в какомто фиксированном пикселе $p_k \in P_c$. Аналогично, обход графа начинаем с пикселя из класса P_v и продолжаем "идти" по ребру, — по пикселям класса P_e до тех пор, пока не "встретим" пиксель p_k . Если существует такой еще не "пройденный" пиксель $p_{i+1} \in N_8(p_k)$ и $p_{i+1} \in P_e$, по одному из направлений $\vec{v_h} \in \{v_i\}_{i=1}^n$, то выберем данный пиксель p_{i+1} как следующий пиксель за пикселем p_i ; иначе, если такого пикселя не существует, выберем пиксель $p_{i+1} \in N_8(p_k)$, такой что расстояние

$$d(p_1, p_2) = \sqrt{\alpha(x_1 - x_2)^2 + \beta(y_1 - y_2)^2}$$

от p_i минимально. Здесь параметры α и β определяются как средние количества изменений направления по осям X и Y соответственно.

Таким образом, применяя данный алгоритм для каждой вершины обойдем весь граф.

3.4 Постобработка данных

На данном этапе мы интерпретируем накопленные данные либо в текстовую форму записи формулы представленной СФЭ, либо ее оцифрованное изображение. Для этого запустим алгоритм поиска в глубину [10] от выходной вершины СФЭ. Отметим, что для бинарных операций (вершин с полустепенью захода d(v)=2) последовательность входов будем считать по координате x, относительно начала координат.

4 Организация работы программы

Программа для реализации алгоритма распознавания СФЭ приведенного в данной работе была написана на языке Python 3. Для реализации промежуточных алгоритмов на стадиях бинаризации и сегментации была использована библиотека OpenCV 4 [8]. Для реализации алгоритма распознавания символов была использована библиотека Tesseract 4 [5].

Входом программы является трехканальное цифровое изображение.

Для интерпретации полученных данных была написана вспомогательная библиотека с реализацией структуры для построения Binary Expression Tree [9], и последующего его обхода, используя алгоритм поиска в глубину [10] с применением шаблона проектирования «посетитель» (в английской литературе Visitor pattern) [11]. Таким образом, данная библиотека позволяет интерпретировать Binary Expression Tree построенное из полученных данных как в графическом представлении (то есть интерпретирует в цифровое изображение), так и в текстовой записи.

Список литературы

- [1] https://en.wikipedia.org/wiki/Luma_(video)#Rec._601_luma_versus_Rec._709_luma_coefficients
- [2] N. Otsu. A threshold selection method from gray-level histograms. IEEE Trans. Sys., Man., Cyber. : journal. 1979. Vol. 9. P. 62—66.
- [3] Suzuki, S. and Abe, K., Topological Structural Analysis of Digitized Binary Images by Border Following. CVGIP 30 1, pp 32-46 (1985)
- [4] Adnan Ul-Hasan Generic Text Recognition using Long Short-Term Memory Networks https://kluedo.ub.uni-kl.de/frontdoor/deliver/index/docId/4353/file/PhD_Thesis_Ul-Hasan.pdf
- [5] https://tesseract-ocr.github.io/
- [6] Ch. Auer, Ch. Bachmaier, F. Gleißner, and J. Reislhuber *Optical Graph Recognition*, section 3.3, p. 6-9. https://link.springer.com/content/pdf/10.1007%2F978-3-642-36763-2_47.pdf
- [7] T. Y. Zhang, C.Y. Suen A Fast parallel algorithm for thinning digital petterns. http://agcggs680.pbworks.com/f/Zhan-Suen_algorithm.pdf
- [8] https://opencv.org/opencv-4-0/
- [9] https://en.wikipedia.org/wiki/Binary_expression_tree
- [10] https://en.wikipedia.org/wiki/Tree_traversal# Depth-first_search
- [11] https://en.wikipedia.org/wiki/Visitor_pattern