

СТАРОВОЙТОВ В.В.^{1,2}, АХУНДЖАНОВ У.Ю.¹

РАСПРЕДЕЛЕНИЕ ЗНАЧЕНИЙ ЛОКАЛЬНОЙ КРИВИЗНЫ КАК СТРУКТУРНЫЙ ПРИЗНАК ДЛЯ OFF-LINE ВЕРИФИКАЦИИ РУКОПИСНОЙ ПОДПИСИ

¹Государственное научное учреждение

«Объединенный институт проблем информатики Национальной академии наук Беларуси»

²Белорусский национальный технический университет

г. Минск, Республика Беларусь

В работе предложен новый признак описания цифрового изображения рукописной подписи на базе частотного распределения значений локальной кривизны контуров этой подписи. Подробно описывается вычисление этого признака на бинарном изображении подписи. Формируется нормализованная гистограмма распределений значений локальной кривизны для 40 интервалов. Частотные значения, записанные в виде 40-мерного вектора, названы кодом локальной кривизны подписи.

При верификации близость двух подписей определяется корреляцией между кодами кривизны и LBP-кодами, описанными авторами в работе [23]. Для выполнения процедуры верификации подписи строится двумерное признаковое пространство, содержащее образы корреляционной близости пар подписей. При верификации подписи с N подлинными подписями этого же человека в признаковом пространстве представлено $N(N-1)/2$ образов близости пар подлинных подписей и N образов пар близости анализируемой подписи с подлинными. В качестве классификатора используется машина опорных векторов (SVM).

Экспериментальные исследования выполнены на оцифрованных изображениях подлинных и фальшивых подписей из двух баз. Точность автоматической верификации подписей на общедоступной базе CEDAR составила 99,77 %, а на базе TUIT 88,62 %.

Ключевые слова: кривизна, бинарное контурное представление подписи, гистограмма, корреляция

Введение

Кривизна является широко используемым инвариантным признаком для классификации образов [1, 14, 17–20]. Примеры включают сопоставление контуров, сегментацию контуров, регистрацию изображений, обнаружение признаков, распознавание объектов и так далее. Кривизну определяют функцией производных более высокого порядка от заданной кривой. Были предложены ряд подходов выделения кривизны на поверхности изображения [2–7], производная от касательного угла [8] и тензор кривизны [9].

Во многих практических работах были проведены обширные исследования по проблеме оценки кривизны, данные часто представляются в виде дискретных значений, выбранных из объекта. Следовательно, требуется оценивать кривизну или основные кривизны по дискретным значениям. Флинн и Джейн [10] сообщают об эмпирическом исследовании пяти методов оценки кривизны, доступных на тот момент. Основной вывод их исследования заключается в том, что оцененные кривизны чрезвычайно чувствительны к шуму квантования, и для получения стабильных оценок требуется многократное сглаживание. Трукко и Фишер [11] пришли к аналогичному выводу. Уорринг и Смолдерс [8] выделяют пять существенно отличающихся методов измерения кривизны цифровых кривых. Проведя теоретический анализ, они пришли к выводу, что ни один из этих методов

не является надежным и применимым для всех типов кривых. Магид и др. [12] приводят сравнение четырех различных подходов к оценке кривизны на треугольных сетках. Их работа демонстрирует наилучший алгоритм, подходящий для оценки гауссовой и средней кривизны.

Кривизной линии в точке (x, y) будем называть кривизну касательной окружности в этой точке кривой. Она равна $1/R$, где R – радиус окружности, касающейся линии в этой точке. Известно, что координаты центра и радиус окружности можно точно вычислить по координатам трех точек, лежащих на окружности. Окружность, проходящая через точки (x_i, y_i) , описывается уравнением:

$$\begin{aligned}(x_i - x_c)^2 + (y_i - y_c)^2 &= R^2; \\ x_i^2 - 2x_i x_c + x_c^2 + y_i^2 - 2y_i y_c + y_c^2 - R^2 &= 0; \\ (x_i^2 + y_i^2) - 2(x_i x_c + y_i y_c) + x_c^2 + y_c^2 - R^2 &= 0; \\ (x_i^2 + y_i^2) + p_1 x_i + p_2 y_i + p_3 &= 0.\end{aligned}\tag{1}$$

Это линейное уравнение относительно трех неизвестных p_i . По ним можно вычислить параметры окружности: $x_c = -0,5p_1$, $y_c = -0,5p_2$,

$$R = \sqrt{(p_1^2 + p_2^2) / (4 - p_3)}$$

Поскольку целочисленные координаты (x_i, y_i) кривой, представленной на растре, описывают точки, лежащие на окружности с некоторой погрешностью, вычисление параметров окружности (x_c, y_c, R) также возможно только с погрешностью.

На растре три последовательных 8-связных пиксела контура имеют всего три комбинации (рисунок 1). Поворот любой из них на 90° не меняет радиус касательной окружности и соответственно значение кривизны.



Рисунок 1. Варианты соседства пикселей, порождающих разные значения кривизны

Темным цветом на рисунке 1 показан пиксел, в котором окружность касается кривой. В нем вычисляется величина кривизны. Малое число вариантов касательных окружностей очень ограничивает возможности использования значений кривизны в качестве признаков и не отражает истинной локальной кривизны линий представленных на растре. Если к трем связным пикселям, показанным на рисунке 1, добавить по одному с каждого конца, число вариантов существенно увеличивается (рисунок 2). При выборе пяти последовательных 8-связных пикселей контура возможно 30 разных значений локальной кривизны. Отметим, что повороты конфигураций пикселей представленных на рисунке 2 на 90° , не меняют значений кривизны кривой. Разнообразие значений увеличивается только с увеличением числа пикселей, используемых для вычисления значения кривизны.

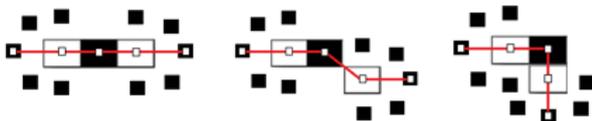


Рисунок 2. Варианты расположения 5 соседних пикселей контура, проходящего через темный пиксел

Для вычисления кривизны окружности касающийся темных пикселей, показанных на рисунке 2, требуется вычислить параметры касательной окружности с минимальной погрешностью.

Разработан ряд методов вычисления параметров окружности с минимизацией суммарных отклонений [13]. Поскольку для описания растрового представления контура подписи не требуется высокая точность вычисления радиуса окружности, можно выбрать наиболее простой метод.

Пусть дано $N > 3$ последовательных точек контура (x_i, y_i) , $i = 1 \dots, N$. Для вычисления кривизны в точке $(\frac{x_{N+1} + y_{N+1}}{2})$ требуется решить уравнение относительно неизвестных p_i :

$$x^2 + y^2 + p_1 x + p_2 y + p_3 = 0. \quad (2)$$

Подставляя в уравнение (2) координаты N последовательных точек кривой и представляя его в матричном виде имеем [13]:

$$A = \begin{bmatrix} x_1 & y_1 & 1 \\ x_2 & y_2 & 1 \\ \dots & \dots & \dots \\ x_N & y_N & 1 \end{bmatrix}, \quad B = - \begin{bmatrix} x_1^2 & y_1^2 \\ x_2^2 & y_2^2 \\ \dots & \dots \\ x_N^2 & y_N^2 \end{bmatrix},$$

Решая уравнение (2) в матричном виде $B + PA = 0$ или $P = -BA$ относительно неизвестного вектора P , имеем параметры касательной окружности и величину кривизны K с минимальной среднеквадратичной ошибкой:

$$x_c = -0,5p_1; y_c = -0,5p_2;$$

$$R = \frac{\sqrt{(p_1^2 + p_2^2)}}{4 - p_3}, \quad K = \frac{1}{R}.$$

В силу приближенной аппроксимации окружности, проходящей через N пикселей растра, в общем случае данная окружность не будет касательной, но она оценивает локальную кривизну линии, проходящей через эти пиксели.

Отметим, что увеличение числа точек, используемых для аппроксимации окружности может привести к неверным параметрам окружности в силу узости растрового представления линии. При достижении конца линии подпери ее контур закругляется и конечные пиксели его фрагмента будут близки к начальным. Поэтому в работе используется вычисление кривизны по пяти последовательным точкам контура.

Гистограмма значений локальной кривизны подписи

Все цифровые изображения подписей подвергались предварительной обработке и представлены в бинарном виде единого размера. По ним выделялись контуры. На рисунке 3 представлены примеры выделения контуров подписей.



Рисунок 3. Примеры выделения контуров изображений: а) нормализованные бинарные изображения подписей; б) контуры этих подписей

Как правило, одна подпись представлена несколькими контурами. Разные подписи одного человека могут содержать разное число контуров с разным числом пикселей на растровом представлении. По всем точкам всех контуров одной подписи вычисляются значения локальной кривизны, согласно процедуре, описанной выше.

Поскольку подписи даже одного человека в нормализованном растровом представлении имеют разное число пикселей, гистограмму значений локальной кривизны требуется нормализовать путем деления частотных значений распределения кривизны на общее число точек, в которых кривизна подписи вычислялась. Нормализованную гистограмму частотного распределения кривизны всех контуров подписи, представленную в виде массива назовем многомерным вектор-признаком кривизны или кодом кривизны. Этот код описывает индивидуальные особенности почерка человека, а коды двух подписей можно сравнивать между собой. Для сравнения предлагается использовать коэффициент корреляции между кодами кривизны подписей.

Тестирование массива кривизны в качестве нового признака подписи

Для проверки возможности использования представленного признака был выполнен следующий эксперимент. Вычислялся коэффициент корреляции между признаками кривизны рукописных подписей. Если эти признаки определяют настоящие подписи,

сделанные одним человеком, корреляция между ними должна быть высокой, а корреляция между признаками, вычисленными для истинной и поддельной подписи, должна быть ниже. Вычисление корреляции выполнялось по процедуре описанной в работе [22–23].

Для экспериментов использовались подлинные и поддельные рукописные подписи людей, представленные в базах *TUIT* и *CEDAR*. Случайным образом выбирались подписи для верификации. По имени файла определялось какому человеку она принадлежит. Выбиралось N подлинных подписей этого человека. В экспериментах использовалось нечетное число подлинных подписей от 5 до 15.

Гистограммы локальной кривизны подлинных подписей каждого человека из указанных выше баз данных сравнивались между собой. На рисунке 4 представлен принцип сравнения $N=5$ подлинных пар подписей одного человека. Вычислялась корреляция между всеми возможными парами подлинных подписей. Имена файлов с подлинными подписями начинаются с символов *org*. Всего вычисляется $N(N-1)/2$ значений корреляционной близости пар подлинных подписей.

Верифицируемая подпись сравнивается с каждой из N подлинных. На рисунке 5 показан принцип сравнения $N=5$ подлинных подписей человека с верифицируемой *f.1*. Всего вычисляется N коэффициентов корреляции.

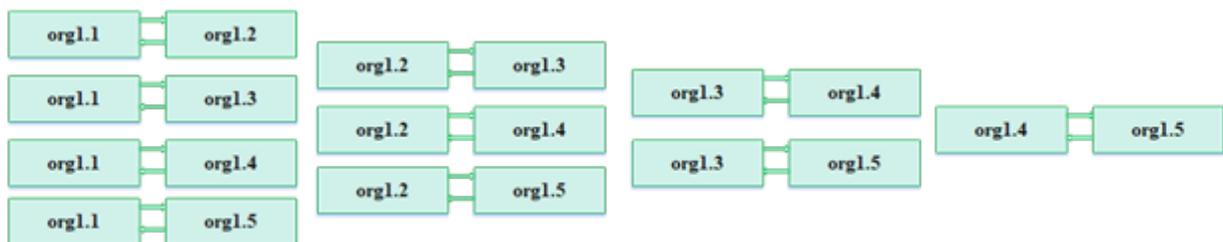


Рисунок 4. Принцип сравнения подлинных подписей человека между собой

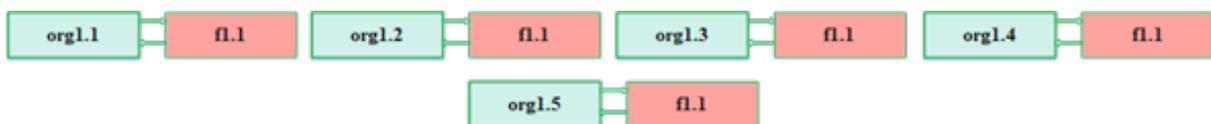


Рисунок 5. Принцип сравнения верифицируемой подписи с подлинными подписями человека

Признаковое пространство для описания сходства подписей

В настоящей работе вместо классического представления образа объекта (в данном исследовании подписи) вместо представления образа объекта в виде точки в многомерном пространстве,

предлагается переход в двумерное пространство, в котором в качестве признаков представлена близость парами подписей, оцениваемая коэффициентами корреляции.

Возможно использование и других функций вычисления близости, однако коэффициент корреляции в отличие от других функций имеет

ограниченный диапазон значений $[-1; +1]$ и прост в вычислении. Далее строятся образы близости всех возможных пар анализируемых подписей, а признаками служат коэффициенты корреляции между парами (верифицируемая подпись-подлинная подпись) и (подлинная подпись-подлинная подпись) для *LBP*-признаков и признаков кривизны.

Корреляционное представление признаков позволяет вместо пространства исходных *LBP*-признаков и признаков кривизны каждой подписи размерностью около 300 использовать наглядное двумерное признаковое пространство попарного сходства подписей. Оба корреляционных признака независимы и имеют один диапазон значений $[-1; +1]$.

При попарном сравнении подписей число образов в признаковом пространстве, как

верифицируемой подписи, так и подлинных подписей увеличивается (таблица 1). Однако новые образы – это образы не одной подписи, а образы парного сходства двух подписей. Классификация в исходном многомерном пространстве при малом числе образов подписей менее точна и чувствительна к выбросу одного или нескольких признаков, поскольку их диапазоны значений не равны. В новом признаковом пространстве этот недостаток нивелируется, поскольку корреляция имеет ограниченный диапазон значений.

На рисунке 6 представлены примеры корреляции кодов локальной кривизны двух подписей при разном числе интервалов, использованных при вычислении гистограммы. 40 интервалов показали наиболее высокие коэффициенты корреляции кодов кривизны.

Таблица 1

Принцип сравнения верифицируемой подписи с подлинными подписями человека

№	Число образов при стандартной верификации		Число образов при попарной верификации	
	Верифицируемая подпись	Подлинные подписи, n штук	Образы с верифицируемой подписью, n штук	Образы подлинных подписей, $n(n-1)/2$ штук
1	1	5	5	10
2	1	7	7	21
3	1	9	9	36
4	1	11	11	55
5	1	13	13	78
6	1	15	15	105

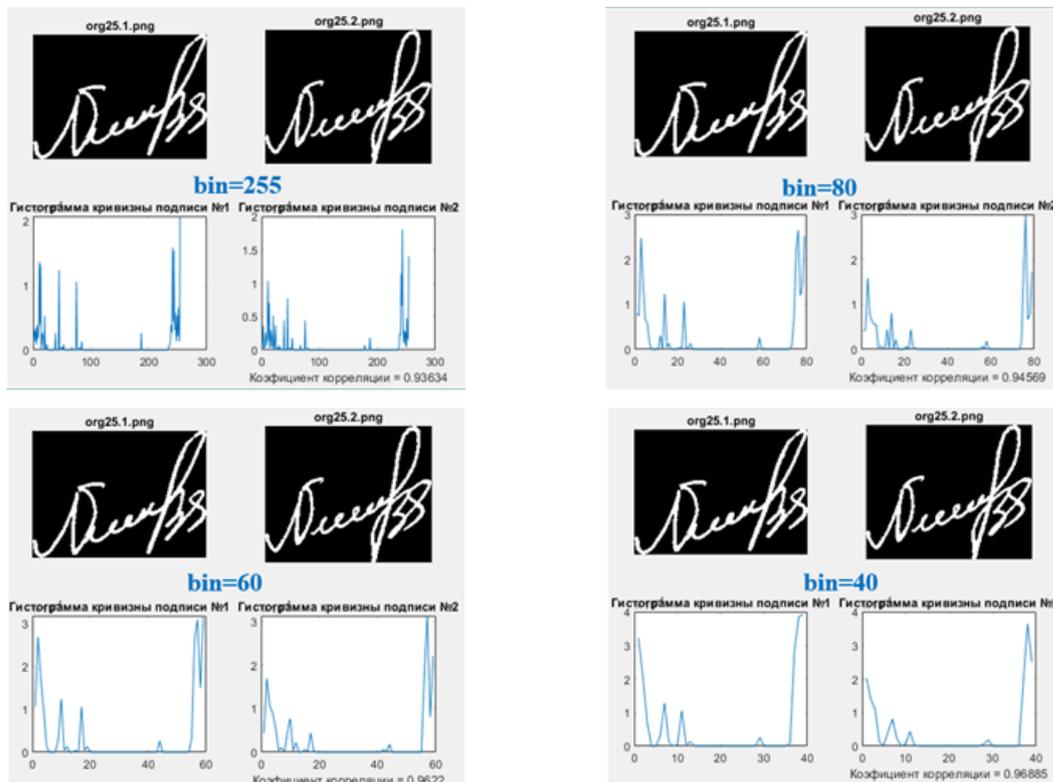


Рисунок 6. Примеры бинарных изображений двух подписей, гистограммы распределений значений их кривизны при разном числе интервалов и коэффициенты корреляции кодов локальной кривизны

В таблице 2 желтым цветом выделены наименьшие значения коэффициентов корреляции между кодами кривизны двух подлинных подписей из базы *TUIT*. В таблице 3 желтым цветом выделены наибольшие значения коэффициентов корреляции

между кодами подлинной и поддельной подписей из той же базы. Увеличение числа интервалов не увеличивает корреляцию между кодами кривизны, поэтому в дальнейших экспериментах использовались гистограммы с 40 интервалами.

Таблица 2

Примеры корреляции между парами 5 подлинных подписей из базы *TUIT*

Сравниваемые подписи		Число интервалов в гистограмме			
		255	80	60	40
org1.1	org1.2	0.8954	0.9680	0.9509	0.9831
org1.1	org1.3	0.8894	0.9880	0.9429	0.9922
org1.1	org1.4	0.5224	0.5335	0.6307	0.8322
org1.1	org1.5	0.8120	0.9721	0.9272	0.9735
org1.2	org1.3	0.9517	0.9790	0.9910	0.9893
org1.2	org1.4	0.6281	0.6175	0.6962	0.8637
org1.2	org1.5	0.9158	0.9788	0.9945	0.9905
org1.3	org1.4	0.8737	0.9836	0.9901	0.9915
org1.3	org1.5	0.9257	0.9840	0.9870	0.9894
org1.4	org1.5	0.6169	0.6462	0.7060	0.9137

Таблица 3

Примеры корреляции между парами подлинных подписей и поддельных подписей из базы *TUIT*

Сравниваемые подписи		Число интервалов в гистограмме			
		255	80	60	40
org1.1	f1.1	0.5301	0.5977	0.5999	0.6248
org1.2	f1.1	0.4131	0.5505	0.5501	0.5784
org1.3	f1.1	0.4165	0.5132	0.5167	0.5461
org1.4	f1.1	0.7111	0.7721	0.8860	0.9572
org1.5	f1.1	0.5402	0.6414	0.6208	0.7058

В работе [15] справедливо указано, что ограниченное количество подлинных подписей одного человека представляет основную проблему при разработке надежной системы верификации подписи. Там же предлагается использовать машину опорных векторов для объектов одного класса (OC-SVM) на основе независимых от исполнения подписи параметров, которая использует только подлинные подписи. Больше информации про классификаторы этого типа можно найти, например, в обзоре [21].

Поддельных подписей, используемых при разработке многих систем классификации (особенно на базе машинного обучения) в реальной практике не существует. OC-SVM эффективна при наличии больших выборок для обеспечения точной классификации. Однако число доступных образцов подлинных рукописных подписей часто не велико,

поэтому OC-SVM как правило не генерирует точное обучение, и классификация не выполняется должным образом. Чтобы уменьшить ошибочную классификацию, в статье [15] предложена модификация решающей функции, используемой в OC-SVM, путем тщательной настройки оптимального порога путем объединения различных расстояний, используемых в ядре OC-SVM. Авторы статьи [15] достигли на базе CEDAR средней точности $AER = (FAR + FRR)/2$ равной 8.70 %, 7.83 % и 5.60 % при использовании для верификации 4, 8 и 12 подлинных подписей. Для какого числа подписей выполнена верификация в работе [15] не указано.

Приведем примеры верификации подписей посредством сравнения с семью подлинными подписями одного и того же человека с помощью одно-классовой SVM в двумерном корреляционном

признаковом пространстве. На рисунке 8(a) показано, что корреляционные признаки подписи Ver_f.png, изображенной слева в верхнем ряду на рисунке 7, можно отделить от подлинных подписей, следовательно, она может быть идентифицирована

как поддельная. Признаки подписи Ver_t.png, изображенной справа в верхнем ряду на рисунке 7, невозможно отделить от признаков других подписей, следовательно, она идентифицирована как подлинная.



Рисунок 7. Верхний ряд – изображения для верификации из базы CEDAR – слева поддельная подпись, справа – подлинная; нижний ряд – 7 подлинных подписей этого же человека

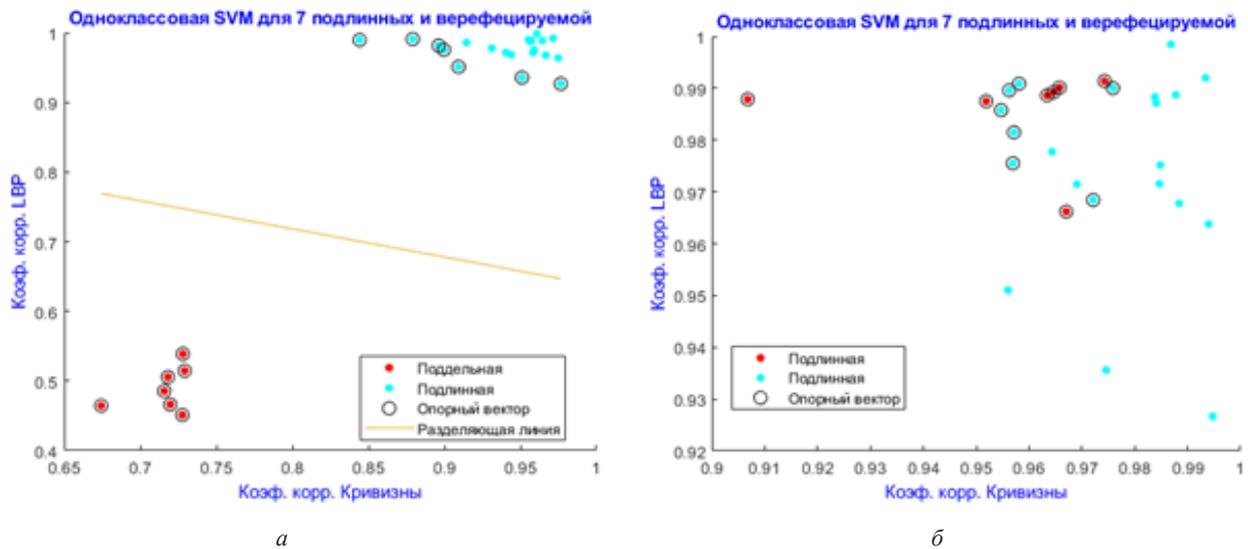


Рисунок 8. Пример верификации подписей, представленных на рисунке 7:

(а) подпись Ver_f.png можно отделить от подлинных подписей, она определена как поддельная, (б) подпись Ver_t.png невозможно отделить, она подлинная

На рисунке 10(a) показано, что корреляционные признаки подписи Ver_f.png, изображенной слева в верхнем ряду на рисунке 9, можно отделить от подлинных подписей, следовательно, она может быть идентифицирована

как поддельная. Признаки подписи Ver_t.png, изображенной справа в верхнем ряду на рисунке 9, невозможно отделить от признаков других подписей, следовательно, она идентифицирована как подлинная.



Рисунок 9. Верхний ряд – изображения для верификации из базы CEDAR – слева поддельная подпись, справа – подлинная; нижний ряд – 7 подлинных подписей этого же человека

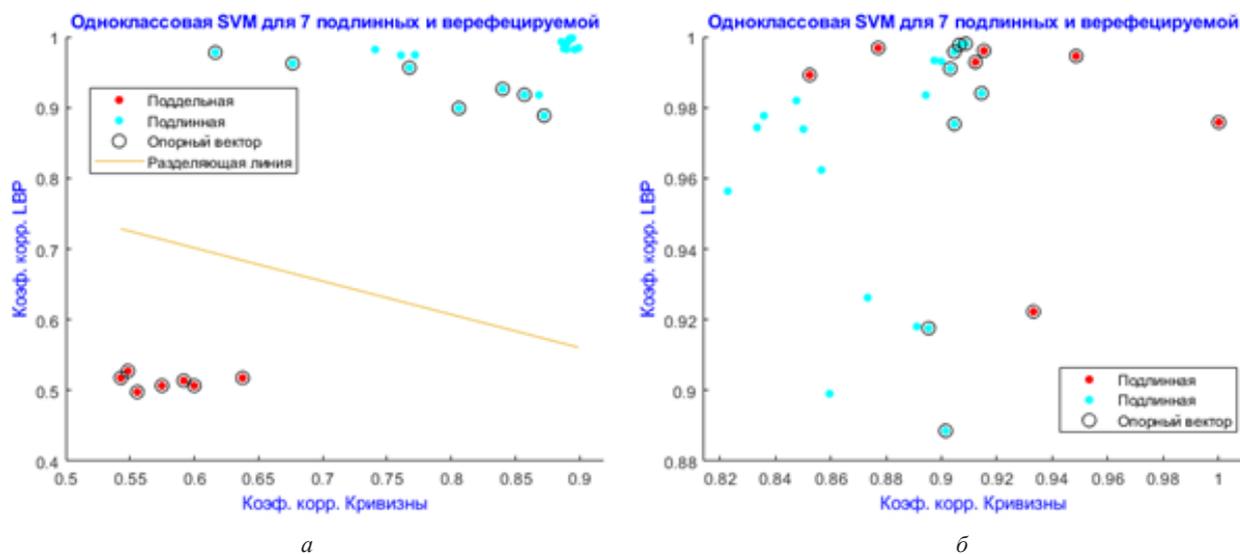


Рисунок 10. Пример верификации подписей, представленных на рисунке 9:
 (а) подпись Ver_f.png можно отделить от подлинных подписей, она определена как поддельная, (б) подпись Ver_t.png невозможно отделить, она подлинная

В таблицах 4 и 5 представлены матрицы посредством сравнения с семью подлинными ошибками верификации всех подписей баз подписями $N = 15$ для базы CEDAR и $N = 7$ CEDAR и TUIT методом одно-классовой SVM для базы TUIT.

Таблица 4

Матрица ошибок верификации всех подписей базы CEDAR

Предсказанные классы	Подлинная классификация для базы CEDAR	
	Класс 1 (подлинные - подлинные)	Класс 2 (подлинные - поддельные)
Класс 1	1314	6
Класс 2	0	1320

Таблица 5

Матрица ошибок верификации всех подписей базы TUIT

Предсказанные классы	Подлинная классификация для базы TUIT	
	Класс 1 (подлинные- подлинные)	Класс 2 (подлинные -поддельные)
Класс 1	1409	191
Класс 2	173	1427

По матрицам ошибок вычислены оценки результатов верификации (таблица 6).

Таблица 6

Результаты верификации рукописных подписей

База данных Database	Accuracy	Recall	Specificity	Balanced accuracy	FAR	FRR
CEDAR	99,77 %	100,64 %	99,54 %	99,77 %	0,004 %	0,0 %
TUIT	88,62 %	89,06 %	88,19 %	88,63 %	11,80 %	10,93 %

Заключение

Предложен новый тип признака, описывающего оцифрованную подпись – код ее локальной кривизны. Предложено вычислять кривизну приближенно по пяти последовательным пикселям растрового представления контура подписи.

Верификация подписи выполняется на базе модели одноклассовой машины опорных векторов (SVM) построенной для подлинных подписей человека в двумерном признаковом пространстве. В этом пространстве представлены образы пар подписей в виде коэффициентов корреляции между описанными выше многомерными признаками для всех пар подлинных подписей. Модель SVM оценивает

имеются ли выбросы образов пар верифицируемой подписи с N подлинными относительно класса подлинных подписей человека.

Комплекс разработанных алгоритмов, двух признаков и метод верификации рукописных подписей на базе машины опорных векторов позволили при использовании 15 подлинных подписей человека достичь точности верификации подписи 99,77 % на общедоступной базе CEDAR, состоящей из 2640 подписей, и 7 подлинных подписей человека достичь точности верификации подписи 88,62 % на базе TUIT, состоящей из 3200 подписей. Ошибки верификации объясняются широким разнообразием исполнения подписей отдельными людьми.

ЛИТЕРАТУРА

1. Lin W. Y. et al. Robust and accurate curvature estimation using adaptive line integrals // EURASIP Journal on Advances in Signal Processing. – 2010. – Vol. 2010. – Pp. 1-14. DOI: 10.1155/2010/240309
2. Cazals F., Pouget M. Estimating differential quantities using polynomial fitting of osculating jets // Computer Aided Geometric Design. – 2005. – Vol. 22, iss. 2. – Pp. 121-146. DOI: 10.1016/j.cagd.2004.09.004
3. Gao D. Integrating 3D seismic curvature and curvature gradient attributes for fracture characterization: Methodologies and interpretational implications // Geophysics. – 2013. – Vol. 78. – iss. 2. – Pp. O21-O31. DOI: 10.1190/geo2012-0190.1
4. Chen He X., Yung N.H.C. Corner detector based on global and local curvature properties // Optical engineering. – 2008. – Vol. 47, iss. 5. – Pp. 057008-057008-12. DOI: 10.1117/1.2931681
5. Zhang W. et al. Discrete curvature representations for noise robust image corner detection // IEEE Transactions on Image Processing. – 2019. – Vol. 28, iss. 9. – Pp. 4444-4459. DOI: 10.1109/tip.2019.2910655
6. Fischer P., Brox T. Image descriptors based on curvature histograms // Pattern Recognition: 36th German Conference, GCPR 2014, Münster, Germany, September 2-5, 2014, Proceedings 36. – Springer International Publishing, 2014. – Pp. 239-249. DOI: 10.1007/978-3-319-11752-2_19
7. Садыков С.С. Алгоритм логического определения кривизны точек дискретной линии / С.С. Садыков // Алгоритмы, методы и системы обработки данных. – 2015. – №. 1. – С. 52-59.
8. Worring M., Smeulders A.W.M. Digital curvature estimation // CVGIP: Image understanding. – 1993. – Vol. 58, iss. 3. – Pp. 366-382. DOI: 10.1006/ciun.1993.1048
9. Tong W.S., Tang C.K. Robust estimation of adaptive tensors of curvature by tensor voting // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 2005. – Vol. 27, iss. 3. – Pp. 434-449.
10. Flynn P.J., Jain A.K. On reliable curvature estimation // CVPR. – 1989. – Vol. 88. – Pp. 5-9.
11. Trucco E., Fisher R.B. Experiments in curvature-based segmentation of range data // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 1995. – Vol. 17, iss. 2. – Pp. 177-182.
12. Magid E., Soldea O., Rivlin E. A comparison of Gaussian and mean curvature estimation methods on triangular meshes of range image data // Computer Vision and Image Understanding. – 2007. – Vol. 107, iss. 3. – Pp. 139-159. DOI: 10.1016/j.cviu.2006.09.007
13. Al-Sharadqah A., Chernov N. Error analysis for circle fitting algorithms. Electronic Journal of Statistics. – 2009. – Vol. 3. – Pp. 886-911. DOI: 10.1214/09-ejs419
14. Gadermayr M. et al. Shape curvature histogram: A shape feature for celiac disease diagnosis // Medical Computer Vision. Large Data in Medical Imaging: Third International MICCAI Workshop, MCV 2013, Nagoya, Japan, September 26, 2013, Revised Selected Papers 3. – Springer International Publishing, 2014. – Pp. 175-184.
15. Guerbai Y., Chibani Y., Hadjadji B. The effective use of the one-class SVM classifier for handwritten signature verification based on writer-independent parameters // Pattern Recognition. – 2015. – Vol. 48, iss. 1. – Pp. 103-113.
16. Han J. H., Poston T. Chord-to-point distance accumulation and planar curvature: a new approach to discrete curvature // Pattern Recognition Letters. – 2001. – Vol. 22, iss. 10. – Pp. 1133-1144.
17. Arica N., Vural F.T.Y. BAS: a perceptual shape descriptor based on the beam angle statistics // Pattern Recognition Letters. – 2003. – Vol. 24, iss. 9-10. – Pp. 1627-1639.
18. Coeurjolly D., Miguet S., Tougne L. Discrete curvature based on osculating circle estimation // Visual Form 2001: 4th International Workshop on Visual Form, IWVF4 Capri, Italy, May 28-30, 2001 Proceedings. – Springer Berlin Heidelberg, 2001. – Pp. 303-312.

19. **Kerautret B., Lachaud J.O.** Robust estimation of curvature along digital contours with global optimization // Lecture Notes in Computer Science. – 2008. – Vol. 4992. – Pp. 334-345.
20. **Alam S. et al.** One-class support vector classifiers: A survey // Knowledge-Based Systems. – 2020. – Vol. 196. – Pp. 105754. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2020.105754>
21. **Ахунджанов У.Ю.** Предварительная обработка изображений рукописных подписей для последующего распознавания / У.Ю. Ахунджанов, В.В. Старовойтов // Системный анализ и прикладная информатика. – 2022. – № 2. – С. 4-9.
22. **Старовойтов В.В., Ахунджанов У.Ю.** Новый признак для описания изображений рукописной подписи на базе локальных бинарных шаблонов / В.В. Старовойтов, У.Ю. Ахунджанов // Информатика. – 2022. – Т. 19, № 3. – С. 62-73. DOI: 10.37661/1816-0301-2022-19-3-62-73

REFERENCES

1. **Lin W. Y. et al.** Robust and accurate curvature estimation using adaptive line integrals. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2010, vol. 2010, pp. 1-14. DOI: 10.1155/2010/240309
2. **Cazals F., Pouget M.** Estimating differential quantities using polynomial fitting of osculating jets. Computer Aided Geometric Design, 2005, vol. 22, iss. 2, pp. 121-146. DOI: 10.1016/j.cagd.2004.09.004
3. **Gao D.** Integrating 3D seismic curvature and curvature gradient attributes for fracture characterization: Methodologies and interpretational implications. Geophysics, 2013, vol. 78, iss. 2, pp. O21-O31. DOI: 10.1190/geo2012-0190.1
4. **Chen He X., Yung N.H.C.** Corner detector based on global and local curvature properties. Optical engineering, 2008, vol. 47, iss. 5, pp. 057008-057008-12. DOI: 10.1117/1.2931681
5. **Zhang W. et al.** Discrete curvature representations for noise robust image corner detection. IEEE Transactions on Image Processing, 2019, vol. 28, iss. 9, pp. 4444-4459. DOI: 10.1109/tip.2019.2910655
6. **Fischer P., Brox T.** Image descriptors based on curvature histograms. Pattern Recognition: 36th German Conference, GCPR 2014, Münster, Germany, September 2-5, 2014, Proceedings 36. Springer International Publishing, 2014, pp. 239-249. DOI: 10.1007/978-3-319-11752-2_19
7. **Sadykov S.S.** Algorithm for the logical determination of the curvature of points of a discrete line. Algorithms, methods and data processing systems, 2015, no. 1, pp. 52-59.
8. **Worring M., Smeulders A.W.M.** Digital curvature estimation. CVGIP: Image understanding, 1993, vol. 58, iss. 3, pp. 366-382. DOI: 10.1006/ciun.1993.1048
9. **Tong W.S., Tang C.K.** Robust estimation of adaptive tensors of curvature by tensor voting. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, vol. 27, iss. 3, pp. 434-449.
10. **Flynn P.J., Jain A.K.** On reliable curvature estimation. CVPR, 1989, vol. 88, pp. 5-9.
11. **Trucco E., Fisher R.B.** Experiments in curvature-based segmentation of range data. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1995, vol. 17, iss. 2, pp. 177-182.
12. **Magid E., Soldea O., Rivlin E.** A comparison of Gaussian and mean curvature estimation methods on triangular meshes of range image data. Computer Vision and Image Understanding, 2007, vol. 107, iss. 3, pp. 139-159. DOI: 10.1016/j.cviu.2006.09.007
13. **Al-Sharadqah A., Chernov N.** Error analysis for circle fitting algorithms. Electronic Journal of Statistics, 2009, vol. 3, pp. 886-911. DOI: 10.1214/09-ejs419
14. **Gadermayr M. et al.** Shape curvature histogram: A shape feature for celiac disease diagnosis. Medical Computer Vision. Large Data in Medical Imaging: Third International MICCAI Workshop, MCV 2013, Nagoya, Japan, September 26, 2013, Revised Selected Papers 3. Springer International Publishing, 2014, pp. 175-184.
15. **Guerbai Y., Chibani Y., Hadjadj B.** The effective use of the one-class SVM classifier for handwritten signature verification based on writer-independent parameters. Pattern Recognition, 2015, vol. 48, iss. 1, pp. 103-113.
16. **Han J.H., Poston T.** Chord-to-point distance accumulation and planar curvature: a new approach to discrete curvature. Pattern Recognition Letters, 2001, vol. 22, iss. 10, pp. 1133-1144.
17. **Arica N., Vural F.T.Y.** BAS: a perceptual shape descriptor based on the beam angle statistics. Pattern Recognition Letters, 2003, vol. 24, iss. 9-10, pp. 1627-1639.
18. **Coerjolly D., Miguet S., Tougne L.** Discrete curvature based on osculating circle estimation. Visual Form 2001: 4th International Workshop on Visual Form, IWVF4 Capri, Italy, May 28-30, 2001 Proceedings. Springer Berlin Heidelberg, 2001, pp. 303-312.
19. **Kerautret B., Lachaud J.O.** Robust estimation of curvature along digital contours with global optimization. Lecture Notes in Computer Science, 2008, vol. 4992, pp. 334-345.
20. **Alam S. et al.** One-class support vector classifiers: A survey. Knowledge-Based Systems, 2020, vol. 196, pp. 105754. DOI: 10.1016/j.knosys.2020.105754
21. **Akhundjanov U.Yu., Starovoitov V.V.** Pre-processing of handwritten signature images for following recognition. *Sistemnyj analiz i prikladnaja informatika* [System Analysis and Applied Information Science], 2022, no. 2, pp. 4-9 (In Russ.). DOI: 10.21122/2309-4923-2022-2-4-9
22. **Starovoitov V.V., Akhundjanov U.Yu.** A new feature for handwritten signature image description based on local binary patterns. *Informatika* [Informatics], 2022, vol. 19, no. 3, pp. 62-73 (In Russ.). DOI: 10.37661/1816-0301-2022-19-3-62-73

STAROVOITOV V.¹, AKHUNDJANOV U.²

DISTRIBUTION OF LOCAL CURVATURE VALUES AS A STRUCTURAL FEATURE FOR OFF-LINE HANDWRITTEN SIGNATURE VERIFICATION

¹Institute for Informatics Problems of the National Academy of Sciences of Belarus

²Belarusian National Technical University
Minsk, Republic of Belarus

In the paper, a new feature for describing a digital image of a handwritten signature based on the frequency distribution of the values of the local curvature of the signature contours, is proposed. The calculation of this feature on the binary image of a signature is described in detail. A normalized histogram of distributions of local curvature values for 40 bins is formed. The frequency values recorded as a 40-dimensional vector are called the local curvature code of the signature.

During verification, the proximity of signature pairs is determined by correlation between curvature codes and LBP codes described by the authors in [23]. To perform the signature verification procedure, a two-dimensional feature space is constructed containing images of the proximity of signature pairs. When verifying a signature with N authentic signatures of the same person, $N(N-1)/2$ patterns of the proximity of pairs of genuine signatures and N images of pairs of proximity of the analyzed signature with genuine signatures are presented in the feature space. The Support Vector Machine (SVM) is used as a classifier.

Experimental studies were carried out on digitized images of genuine and fake signatures from two databases. The accuracy of automatic verification of signatures on the publicly available CEDAR database was 99,77 % and on TUIT was 88,62 %.

Keywords: curvature, binary contour representation of the signature, histogram, correlation



Старовойтов Валерий Васильевич, д.т.н., профессор. Главный научный сотрудник ОИПИ НАН Беларуси. Лауреат Государственной премии Республики Беларусь (2003г). Сфера научных интересов: обработка и анализ цифровых изображений, полученных в разных участках электромагнитного спектра. Опубликовал более 150 научных работ.

Starovoitov Valery, Doctor of Sciences and professor of computer science. He is a Principal research fellow at the United Institute of Informatics Problems, National Academy of Sciences of Belarus (UIIP NAN Belarus). Doctor of Sciences and professor at BNTU Belarusian National Technical University (BNTU). Award: the State Prize of the Republic of Belarus in science. Research interests of professor Starovoitov are processing and analysis of digital images obtained in different parts of the electromagnetic spectrum. He has published over 150 papers.



Ахунджанов Умиджон Юнус Угли, младший научный сотрудник Объединенного института проблем информатики Национальной академии наук Беларуси. Научные интересы – исследования в области верификации рукописных подписей.

Akhundjanov Umidjon Yunus ugli, junior research assistant at the United Institute of Informatics Problems, National Academy of Sciences of Belarus. Scientific interests - research in the field of verification of handwritten signatures.