

Разработка и анализ признаковой модели динамической рукописной подписи

К.Н. Лёнина, Э.С. Анисимова

Елабужский институт Казанского федерального университета, Елабуга

Аннотация: В данной работе представлена разработка и анализ признаковой модели динамической рукописной подписи для повышения эффективности распознавания. Признаковая модель основана на извлечении как глобальных признаков (длина подписи, средний угол между векторами подписи, размах динамических характеристик, коэффициент пропорциональности, средняя скорость ввода), так и локальных (координаты пера, сила нажатия, азимут, угол наклона). Для формирования эталона подписи, учитывающего вариативность её написания, используется метод потенциалов. Экспериментальная оценка проводилась на базе подписей MCYT_Signature_100, содержащей 2500 подлинных и 2500 поддельных образцов. В работе определены оптимальные значения степени компактности для каждого признака, что позволило учесть вариативность написания подписи и повысить точность распознавания. Полученные результаты подтверждают эффективность предложенной признаковой модели и её перспективность для биометрических систем аутентификации, что представляет практический интерес для специалистов в области информационной безопасности.

Ключевые слова: динамическая рукописная подпись, распознавание подписи, биометрическая аутентификация, признаковая модель, метод потенциалов, MCYT_Signature_100, FRR, FAR.

Введение

Динамическая рукописная подпись является одним из наиболее распространенных биометрических методов аутентификации личности [1-3]. В отличие от статической подписи, которая анализирует только изображение, динамическая подпись учитывает также временные характеристики процесса подписания, такие как скорость, ускорение и давление пера [4-6]. Это делает динамическую подпись более устойчивой к подделке [7, 8]. В данной работе предлагается новый подход к распознаванию динамических рукописных подписей, основанный на анализе кластеров и оптимизации степени их компактности. Разработана признаковая модель, алгоритм формирования эталона подписи, проведено исследование влияния степени компактности кластера на точность распознавания.

Понятие динамической рукописной подписи

Динамическая рукописная подпись — это подпись, в которой используется информация о процессе написания подписи: в каждой точке измеряются координаты, сила нажатия, угол наклона, азимут пера (Рис. 1).

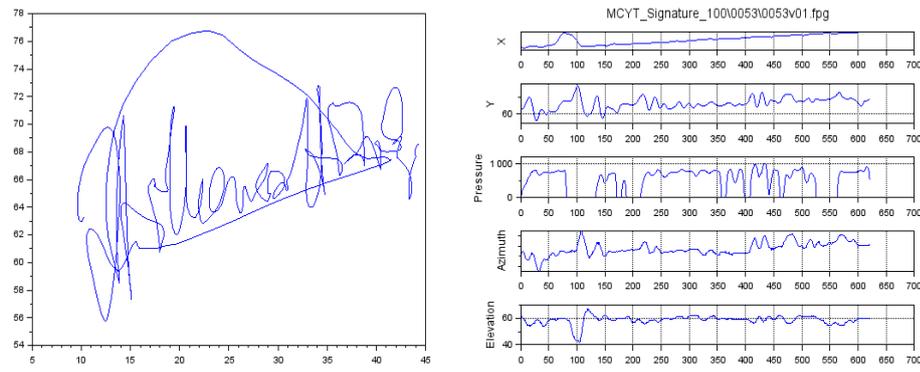


Рис. 1. – Рукописная подпись и её динамические характеристики

Разработка модели динамической рукописной подписи

Признаковая модель динамической рукописной подписи предназначена для представления индивидуальных характеристик процесса написания подписи в виде набора количественных признаков. В данной работе предложена следующая признаковая модель, состоящая из глобальных и локальных признаков: $\Omega = \{l, \bar{\alpha}, R_\varphi, R_\omega, k, \bar{v}, x[n], y[n], z[n], \varphi[n], \omega[n]\}$. Здесь l - длина подписи; $\bar{\alpha}$ - среднее значение угла между соседними векторами, соединяющими каждые три точки рукописной подписи; R_φ - размах функции $\varphi[n]$ (азимут пера); R_ω - размах функции $\omega[n]$ (угол наклона пера); k - коэффициент пропорциональности; \bar{v} - средняя скорость ввода подписи, $x[n], y[n], z[n], \varphi[n], \omega[n]$ - значения функций динамических характеристик, где $x[n]$ и $y[n]$ - координаты пера по горизонтали и вертикали, $z[n]$ - сила нажатия, $\varphi[n]$ - азимут пера, $\omega[n]$ - угол наклона пера. Рассмотрим выбранные признаки.

1. Длина подписи l , то есть количество точек, полученных за время написания подписи.

2. Среднее значение угла между соседними векторами, соединяющими каждые три точки рукописной подписи, $\bar{\alpha}$

Значение угла между соседними векторами $\vec{a}(x_1, y_1)$ и $\vec{b}(x_2, y_2)$ (рис. 2),

вычислим по формуле: $\alpha[n] = \arccos\left(\frac{x_1 \cdot x_2 + y_1 \cdot y_2}{\sqrt{x_1^2 + y_1^2} \cdot \sqrt{x_2^2 + y_2^2}}\right)$. Тогда $\bar{\alpha} = \frac{\sum_{n=1}^{N-2} \alpha[n]}{N-2}$.

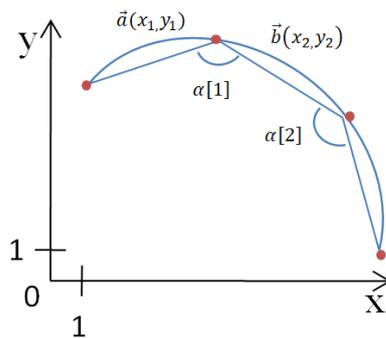


Рис. 2. – Последовательность значений углов

3. Размах R функции γ (где γ подразумевает одну из функций φ или ω): $R_\gamma = \max(\gamma) - \min(\gamma)$.

4. Коэффициент пропорциональности определяется отношением протяжённости подписи по оси x к протяжённости по оси y .
 $k = (\max(x) - \min(x)) / (\max(y) - \min(y))$.

5. Средняя скорость ввода подписи: $\bar{v} = \frac{\sum_{i=1}^{N-1} s_i}{N-1}$. Здесь N – количество точек, s_i – расстояние между двумя последовательными точками.

6. Значения функций $x[n], y[n], z[n], \varphi[n], \omega[n]$ (локальный признак) определим путём интерполирования исходных функций динамических характеристик.

На рисунке 3 представлен фрагмент файла признаковой модели подписи.

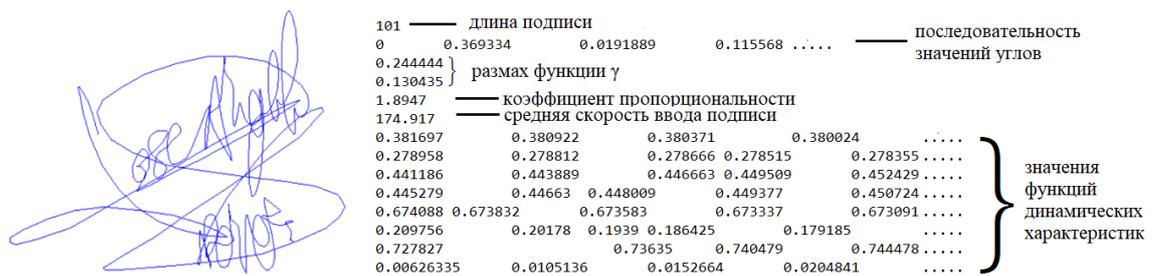


Рис. 3. – Рукописная подпись и её признаковая модель

Эталон подписи пользователя

Для обобщения информации о вариативности значений каждого признака в образцах подписи одного и того же пользователя с помощью метода потенциалов [9] на основе обучающей выборки был сформирован *эталон подписи* пользователя: $\{f_l, f_{\bar{\alpha}}, f_{R_\varphi}, f_{R_\omega}, f_k, f_{\bar{v}}, \{f_x\}_n, \{f_y\}_n, \{f_z\}_n, \{f_\varphi\}_n, \{f_\omega\}_n\}$, где $f_l, f_{\bar{\alpha}}, f_{R_\varphi}, f_{R_\omega}, f_k, f_{\bar{v}}$ - функции принадлежности, построенные на основе значений соответствующих признаков $l, \bar{\alpha}, R_\varphi, R_\omega, k, \bar{v}$; и $\{f_x\}_n, \{f_y\}_n, \{f_z\}_n, \{f_\varphi\}_n, \{f_\omega\}_n$ - последовательности функций принадлежности, построенные на основе значений соответствующих признаков $x[n], y[n], z[n], \varphi[n], \omega[n]$. Для построения функций принадлежности был использован метод потенциалов. Потенциал точки со значением $y_i (i = \bar{1}, \bar{v})$ был определён следующим образом: $pot_i = \sum_{j=1}^v e^{-4a^2(y_i - y_j)^2}$.

Исследование влияния степени компактности кластера при формировании эталона подписи на точность её распознавания

Эксперименты проводились на базе данных MCYT_Signature_100, содержащей 2500 подлинных и 2500 поддельных подписей [10]. В таблицах № 1 и № 2 представлены результаты исследования влияния степени компактности кластера (в диапазоне от 0,1 до 2) на FRR и FAR для всех признаков (полный набор значений слишком обширен для включения).

Таблица № 1

Влияние степени компактности кластера на FRR

Степень компактности кластера	Признак, %										
	l	R_φ	R_ω	k	\bar{v}	$\bar{\alpha}$	$x[n]$	$y[n]$	$z[n]$	$\varphi[n]$	$\omega[n]$
0,1	0,2	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	34,8	43,6	31,0	19,2	30,6
0,2	1,2	1,8	0,6	0,8	1,0	0,2	34,6	43,4	32,4	19,2	30,4
0,3	5,0	7,2	1,4	5,6	6,4	2,8	34,8	43,4	32,2	19,2	30,4
0,4	6,2	10,2	3,4	11,0	9,8	5,8	34,8	43,0	30,6	19,2	30,6
0,5	7,4	13,0	6,2	15,0	12,2	4,8	34,8	42,4	29,4	19,2	30,4
0,6	8,6	16,8	7,0	17,8	13,0	6,4	34,8	42,4	29,2	19,2	30,6
0,7	9,4	18,6	9,2	18,0	14,4	7,6	33,8	42,4	27,6	19,2	30,6
0,8	10,6	19,0	11,0	21,6	15,4	7,8	33,2	41,8	26,2	19,2	31,6
0,9	12,4	21,2	11,8	22,2	18,0	10,0	33,0	42,0	25,4	19,2	31,2
1,0	12,8	22,6	14,8	22,8	19,4	11,4	32,4	41,4	24,2	19,2	31,6
1,1	15,0	24,0	15,2	24,6	20,8	14,0	32,0	41,4	24,0	19,0	31,6
1,2	17,2	23,6	17,6	25,0	21,8	15,2	31,4	40,6	22,4	19,0	30,8
1,3	18,0	25,4	18,0	25,0	22,0	16,6	31,0	40,0	20,8	19,0	30,8
1,4	18,8	27,0	19,0	26,6	24,2	17,0	30,4	39,8	19,4	19,2	30,8
1,5	20,0	28,4	21,4	26,2	24,4	19,0	29,4	39,2	19,2	19,4	31,0
1,6	20,0	27,8	21,4	27,0	25,8	19,8	29,0	38,6	20,2	19,4	30,8
1,7	21,0	29,0	22,4	29,0	26,6	20,4	29,0	37,8	19,2	19,4	30,8
1,8	21,6	29,6	23,6	29,8	27,4	22,6	29,0	37,4	18,4	19,4	30,2
1,9	21,6	29,8	23,6	30,4	27,6	22,6	28,4	37,4	18,8	19,4	30,4
2,0	23,0	30,2	24,4	30,6	28,6	25,2	28,2	37,2	17,8	19,4	30,4

Таблица № 2

Влияние степени компактности кластера на FAR

Степень компактности кластера	Признак, %										
	l	R_φ	R_ω	k	\bar{v}	$\bar{\alpha}$	$x[n]$	$y[n]$	$z[n]$	$\varphi[n]$	$\omega[n]$
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
0,1	75,8	99,0	100	99,2	97,8	95,4	5,0	5,2	8,2	21,2	23,0
0,2	43,8	86,4	92,2	86,6	60,2	55,6	5,2	5,4	7,6	21,2	23,0
0,3	34,0	72,8	85,8	68,6	40,4	40,8	5,2	5,4	8,0	21,2	23,0
0,4	26,2	65,8	81,0	55,8	36,0	34,8	5,2	5,2	8,0	21,2	23,0
0,5	22,8	61,8	75,4	48,8	36,8	34,4	5,6	5,0	7,8	21,2	23,0
0,6	20,0	58,6	73,2	45,6	34,0	33,8	5,4	4,8	7,2	21,2	22,8

Таблица № 2

Влияние степени компактности кластера на FAR (продолжение)

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
0,7	19,8	58,4	68,8	45,2	31,8	34,6	5,4	4,6	6,8	21,2	22,8
0,8	19,2	54,2	67,0	41,8	30,6	32,6	5,4	4,6	6,4	21,2	22,8
0,9	18,2	52,6	66,0	40,8	28,2	30,0	5,4	4,8	7,0	21,2	22,8
1,0	17,4	50,8	63,0	40,0	28,4	28,0	5,6	4,6	7,2	21,2	22,6
1,1	15,8	48,4	62,0	39,0	26,6	27,0	6,0	4,8	7,4	21,2	22,8
1,2	15,6	47,6	60,8	37,6	26,4	27,4	6,0	5,0	7,6	21,2	22,4
1,3	15,4	46,0	57,0	38,0	25,4	26,2	6,2	5,0	7,8	21,2	22,6
1,4	14,8	45,8	57,6	37,2	24,6	26,4	6,6	5,0	8,0	21,2	23,0
1,5	14,0	43,8	55,4	37,2	24,8	24,2	6,4	5,0	8,2	21,2	23,0
1,6	14,0	43,0	54,0	36,6	24,6	23,6	6,4	5,0	8,2	21,2	23,2
1,7	13,2	43,4	52,0	36,4	23,0	23,0	6,2	5,0	8,4	21,2	23,2
1,8	12,8	43,0	52,8	36,4	23,2	22,2	6,2	5,0	8,4	21,2	23,8
1,9	12,6	43,0	51,4	35,6	22,6	22,2	6,2	5,4	8,0	21,2	23,6
2,0	12,4	43,0	49,8	34,2	22,6	22,0	6,6	5,8	9,0	21,2	23,6

В таблице № 3 представлены оптимальные значения степени компактности кластера для каждого признака, минимизирующие сумму FRR и FAR.

Таблица № 3

Оптимальная степень компактности кластера для каждого признака

Признак	Степень компактности кластера	FRR, %	FAR, %
l	1,1	15	15,8
R_φ	2,94	35,4	37,8
R_ω	4,12	34,8	36,2
k	2,06	31,3	33
\bar{v}	1,38	24,2	24,2
$\bar{\alpha}$	1,61	19,8	23,2
$x[n]$	2,2	27,6	6,6
$y[n]$	4,5	34,2	5,6
$z[n]$	4,6	17	7
$\varphi[n]$	1,1	19	21,2
$\omega[n]$	1,2	30,8	22,4

В целом, результаты исследования показывают, что предложенная признаковая модель позволяет достичь приемлемых значений FRR и FAR для

большинства рассмотренных признаков. Наиболее перспективными для дальнейшего исследования являются признаки $z[n]$ и $x[n]$, демонстрирующие наилучший баланс между ошибками первого и второго рода.

Заключение

В данной работе проведено исследование и разработана признаковая модель динамической рукописной подписи для повышения эффективности её распознавания. Модель включает в себя набор глобальных $(l, \bar{\alpha}, R_\phi, R_\omega, k, \bar{v})$ и локальных $(x[n], y[n], z[n], \phi[n], \omega[n])$ признаков, отражающих геометрические и динамические характеристики процесса написания подписи. Для построения эталона подписи пользователя применён метод потенциалов, позволяющий учесть вариативность значений признаков в образцах подписи пользователя. Эксперименты проводились на базе данных MCYT_Signature_100, содержащей 2500 подлинных и 2500 поддельных подписей. Определено влияние степени компактности кластера на FRR, FAR для каждого признака и найдены оптимальные значения степени компактности кластера для каждого признака, минимизирующие сумму FRR и FAR. Применение метода потенциалов с оптимизированными параметрами компактности позволило улучшить качество распознавания подписи. Дальнейшие исследования могут быть направлены на анализ влияния различных комбинаций признаков на точность распознавания, исследование других методов построения эталона подписи. Разработанный подход имеет потенциал для применения в биометрических системах аутентификации по динамике рукописной подписи.

Литература

1. Баянов Б.И. Методы обработки биометрических данных рукописного почерка // Инженерный вестник Дона. - 2022. - №12. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n12y2022/8100.
-

2. Исмагилова А.С., Н.Д. Лушников Комплексная биометрическая аутентификация пользователей информационной системы с применением нейронных сетей // Инженерный вестник Дона. - 2024. - №1. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n1y2024/8961.
 3. Дорошенко Т.Ю., Костюченко Е.Ю. Система аутентификации на основе динамики рукописной подписи // Доклады ТУСУРа. - 2014. - №2 (32). - С. 219-223.
 4. Doroz, Z., P. Porwik and T. Orczyk, 2016. Dynamic signature verification method based on association of features with similarity measures. *Neurocomputing*, 171: 921-931.
 5. Spałka, K. and M. Zalasinski, 2014. On-line signature verification using vertical signature partitioning. *Expert Systems with Applications*, 41: 4170-4180.
 6. Kholmatov, A. and B. Yanikoglu, 2005. Identity authentication using improved online signature verification method. *Pattern Recognition Letters*, 26 (15): 2400-2408.
 7. Lee, L. and E. Berger, 1996. Reliable online human signature verification systems. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 18 (6): 643-647.
 8. Xia, X., Z. Chen, F. Luan and X. Song, 2017. Signature alignment based on GMM for on-line signature verification. *Pattern Recognition*, 65: 188-196.
 9. Введение в теорию нечетких множеств и нечеткую логику // Консультационный центр MATLAB компании SoftLine. URL: nnsru.ru/MATLAB_RU/fuzzylogic/book1/index.asp.htm (дата обращения: 12.09.2024).
 10. Ortega-Garcia, J., D. Fierrez-Aguilar, D. Simon, J. Gonzalez and M. Faundez-Zanuy, 2003. MCYT baseline corpus: a bimodal biometric database. *Biometrics on the internet*, 6: 395-401.
-



References

1. Bayanov B.I. Inzhenernyj vestnik Dona, 2022, №12. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n12y2022/8100.
2. Ismagilova A.S., Lushnikov N.D. Inzhenernyj vestnik Dona, 2024, №1. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n1y2024/8961.
3. Doroshenko T.YU., Kostyuchenko E.YU. Doklady TUSURa. 2014. №2. (32). pp. 219-223.
4. Doroz, Z., P. Porwik and T. Orczyk, 2016. Neurocomputing, 171: 921-931.
5. Cpałka, K. and M. Zalasiński, 2014. Expert Systems with Applications, 41: 4170-4180.
6. Kholmatov, A. and B. Yanikoglu, 2005. Pattern Recognition Letters, 26 (15): 2400-2408.
7. Lee, L. and E. Berger, 1996. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 18 (6): 643-647.
8. Xia, X., Z. Chen, F. Luan and X. Song, 2017. Pattern Recognition, 65: 188-196.
9. Vvedeniye v teoriyu nechetkikh mnozhestv i nechetkuyu logiku [Introduction to fuzzy set theory and fuzzy logic]. Konsul'tatsionnyy tsentr MATLAB kompanii SoftLine. URL: nnsput.ru/MATLAB_RU/fuzzylogic/book1/index.asp.htm (data obrashcheniya: 12.09.2024).
10. Ortega-Garcia, J., D. Fierrez-Aguilar, D. Simon, J. Gonzalez and M. Faundez-Zanuy, 2003. Biometrics on the internet, 6: 395-401.

Дата поступления: 15.11.2024

Дата публикации: 1.01.2025