

ВЕРИФИКАЦИЯ ПОДПИСИ НА ОСНОВЕ ИНВАРИАНТОВ ПРЕОБРАЗОВАНИЯ РАДОНА

А.В. ГОРОХОВАТСКИЙ

Предлагается метод идентификации изображений статических подписей с использованием функций-проекций, построенных на основе применения преобразования Радона. Верификация осуществляется посредством вычисления инвариантных признаков, которые формируются с использованием одномерных моментов. Процедура сравнения признаков основана на оценках математического ожидания и дисперсии. Проведенные эксперименты подтверждают эффективность применения подхода для верификации и распознавания подписей.

1. Введение

Распознавание или идентификация объектов - одна из наиболее актуальных задач в современных интеллектуальных системах компьютерного зрения [1]. Качественное компьютерное решение проблемы распознавания таких практически важных изображений, как отпечатки пальцев, иероглифы, человеческие лица, подписи и т.п. не получено до сих пор.

Задача верификации сводится к отнесению изображения анализируемой подписи к одному из двух классов: истинной или поддельной [4,7]. Более общая задача распознавания состоит в различении подписей разных авторов между собой с учетом анализа их истинности.

Преобразование Радона (ПР) наряду с преобразованиями Фурье, Хафа и другими является эффективным инструментом построения информативных признаков изображения, пригодных для распознавания [2-4]. Радоновский образ описывает изображение с помощью множества функций одномерных проекций, использование лишь отдельных из них позволяет обеспечить функционирование разрабатываемых систем в реальном времени [2,3]. В то же время интегральные свойства ПР делают его устойчивым к действию различного рода помех.

В работе [4] для построения системы признаков при верификации подписей применены моментные инварианты непосредственно к двумерному сигналу, полученному после осуществления ПР. Анализ влияния геометрических преобразований исходного изображения на сформированный сигнал при этом не осуществляется. Кроме того, не задействованы важные возможности представления ПР в виде одномерных функций, что можно использовать для реализации эффективных вычислительных процедур.

Цель работы - построение, моделирование и исследование метода верификации подписей с

использованием признаков ПР, построенных на одномерном представлении.

Задачи исследования - изучение особенностей и оценка свойств построенных инвариантных признаков в условиях геометрических искажений изображения, применение этих признаков для разных способов принятия решения об истинности подписи.

2. Преобразование Радона и инвариантные признаки

ПР представляет собой интеграл от функции яркости $V(x, y)$ в виде [2]:

$$R(p, \theta) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} V(x, y) \delta(p - x \cos \theta - y \sin \theta) dx dy, \quad (1)$$

где $\delta(\cdot)$ - дельта-функция, определяющая принадлежность точек изображения прямой с параметрами (p, θ) , вдоль которой осуществляется интегрирование. Здесь $p \in P$ - расстояние от начала координат до линии интегрирования, $\theta \in \Theta$ - угол между прямой интегрирования и осью абсцисс, P, Θ - области значений переменных p, θ . Вычисление интеграла (1) производится в пределах поля изображения.

Другая, эквивалентная (1), запись ПР выглядит как

$$R(p, \theta) = \int_{-\infty}^{\infty} V(p \cos \theta - s \sin \theta, p \sin \theta + s \cos \theta) ds, \quad (2)$$

где s - ось, вдоль которой осуществляется интегрирование.

В результате функции $V(x, y)$ ставится в соответствие образ $R(p, \theta)$, представляющий собой пространство проекций, определяемых параметрами (p, θ) . Для существования образа, как и для большинства других задач анализа изображений, необходима интегрируемость функции $V(x, y)$.

Дискретное ПР можно представить в виде лучевой суммы [7]:

$$R_m(p, \theta) = \sum_{j=0}^{N-1} w_{mj} B_j,$$

где w_{mj} - весовой коэффициент системной матрицы, определяющий связь между j -м пикселем изображения и каждой ориентацией m прямой интегрирования; вектор R_m имеет размерность $P \times \Theta$ и соответствует области параметров; вектор B_j обозначает сигнал изображения размером N^2 в одномерном представлении; величины P, Θ для дискретного ПР - это количество дискретных значений по p, θ . Полная система лучевых сумм для одного угла θ называется проекцией, а проекции для $\theta \in [0, \pi]$ формируют область параметров. Учитывая значительную размерность системной матрицы

$\{w_{mj}\}$, которая достигает примерно $N^2 \times N^2$ элементов, на практике применяют разные аппроксимации, например, когда w_{mj} приравнивается значению 1 при пересечении прямой интегрирования элемента изображения и значению 0 в остальных случаях.

Одна из аппроксимаций дискретного ПР в виде (2) сводится к непосредственному построению сумм вида

$$R(p_r, \theta_t) = \sum_{j=0}^{J-1} B(p_r \cos \theta_t - s_j \sin \theta_t, p_r \sin \theta_t + s_j \cos \theta_t),$$

где $\theta_t = \theta_0 + t\Delta\theta$, $p_r = p_0 + r\Delta p$, $s_j = s_0 + j\Delta s$; θ_0, p_0, s_0 - начальные значения, а $\Delta\theta, \Delta p, \Delta s$ - шаги дискретизации переменных.

Построение инвариантов будем осуществлять с позиции теории моментов [1], применяя её к одномерным функциям проекций. Запишем выражения для классических m_k и центральных моментов μ_k функций, полученных на основе ПР:

$$m_k = \int_P R(p, \theta) p^k dp, \mu_k = \int_P R(p, \theta) (p - \frac{m_1}{m_0})^k dp,$$

где $k = 0, 1, 2, \dots$

Инвариантами к преобразованиям смещений и масштаба изображения будут следующие функции от переменной θ [2]:

$$\gamma_k(\theta) = \frac{\int_P (R(p, \theta))^{k+1} (p - \frac{m_1}{m_0})^k dp}{(\mu_0)^{k+1}}. \quad (3)$$

Признаки, инвариантные к преобразованиям поворотов и смещений, имеют вид [2]:

$$\chi_k = \int_{\Theta} \int_P R(p, \theta) (p - \frac{m_1}{m_0})^k dp d\theta.$$

Для наиболее общих преобразований метрической группы (масштабирование, поворот, смещения) инварианты получаются путем интегрирования функций γ_k по пространству Θ и имеют вид [3]:

$$\eta_k = \int_{\Theta} \gamma_k(\theta) d\theta. \quad (4)$$

В работе [3] показано, что помехозащищенность распознавания при использовании (4) из-за положительного влияния интегральных свойств ПР имеет достаточно высокий уровень, а время вычислений из-за перехода к одномерным функциям сокращается в линейной пропорции к размеру изображения (примерно как $\frac{3}{5}N$, где $N \times N$ - размер изображения). Кроме того, как показал наш анализ, ПР имеет выигрыш в значении показателя информативности по сравнению с преобразованиями Хафа и Фурье. Все эти факторы подчеркивают перспективность применения ПР для построения информативных признаков.

3. Верификация подписи как задача распознавания

Известны два основных подхода к верификации [4,7]. Первый из них, применяемый в данной работе, основан на исследовании статической подписи ("off-line") и сводится к построению структурных или интегральных характеристик. Второй метод основан на динамическом ("on-line") анализе фрагментов подписи в процессе ее формирования.

Задача автоматической верификации как разбиение на два класса (истинные и поддельные подписи) не является тривиальной даже для человеческого зрения. Одной из проблем является изменчивость подписи, т.е. автору достаточно тяжело несколько раз повторить собственную подпись совершенно одинаково. Иногда людьми сознательно используется несколько стабильных вариантов подписей. Подделанные подписи, особенно с применением современных компьютерных методов, могут быть очень близкими к истинным. Исследователи различают такие разновидности подделок: случайные, аматорские, профессиональные [7]. Кроме того, идентификация происходит в условиях влияния геометрических преобразований (в основном, смещений и поворотов), что значительно усложняет принятие решения и требует инвариантных подходов при построении признаков.

Верификация в рамках методов анализа статической подписи реализуется в виде следующих действий.

1. Получение множества истинных подписей, желательно, с небольшой изменчивостью. Для обеспечения достаточной точности представления необходимо около 20-30 истинных подписей.
2. Анализ множества истинных подписей с целью формирования значений признаков (обучение).
3. Снятие параметров с анализируемой подписи.
4. Сравнение полученных параметров с параметрами множества истинных подписей.
5. Принятие решения. Если значения параметров находятся в пределах допустимых отклонений, подпись считается истинной, иначе - ложной.

Будем предполагать, что инвариантные признаки (4) независимы и имеют нормальное распределение. Это предположение подтверждается экспериментом. Основными характеристиками распределения являются среднее значение и среднеквадратическое отклонение (СКО). Если бы класс поддельных подписей был четко определен, можно было бы построить оптимальные статистические пороги для значений признаков [8]. Однако все множество возможных вариантов подделок трудно построить. По этим причинам на практике часто используют критерии истинности, основанные на отклонении вектора вычисленных признаков от эталонного

вектора, характеризующего истинные подписи. Например, в работе [4] для этого используется отклик нейронной сети, который должен отличаться от эталонного не более чем на 5%. Близкий подход может быть использован и для разделения подписей разных авторов.

Наши исследования показали, что при нечетном значении k для дискретных изображений наблюдается значительный разброс (неустойчивость) значений инвариантов (3), поэтому рекомендуется использовать инвариантные функции, построенные для четных значений k . Кроме того, отметим, что с увеличением значения k для расширения множества признаков растет диапазон значений величин (3), что при использовании интегральных мер сходства векторов признаков требует нормировки.

Среднее значение $\bar{\eta}_k$, СКО σ_k и элемент ковариационной матрицы σ_{kj} признаков на множестве из L истинных эталонных изображений определяются стандартно как

$$\bar{\eta}_k = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L \eta_k^{(i)},$$

$$\sigma_k = \sqrt{\frac{1}{L-1} \sum_{i=1}^L (\eta_k^{(i)} - \bar{\eta}_k)^2},$$

$$\sigma_{kj} = \sqrt{\frac{1}{L-1} \sum_{i=1}^L (\eta_k^{(i)} - \bar{\eta}_k)(\eta_j^{(i)} - \bar{\eta}_j)}, \quad (5)$$

где $\eta_k^{(i)}$ - значение признака η_k для i -го изображения, $i = \overline{1, L}$.

Основываясь на величинах (5) и нормальном распределении признаков, можно рассмотреть несколько возможных путей принятия решения об отнесении подписи к классам истинных или ложных. Эти способы сформулируем в виде следующих условий:

1. Если измеренные значения инвариантных признаков попадают в заданный интервал, формируемый по правилу «два сигма» ($\bar{\eta}_k \pm 2\sigma_k$) или «три сигма» ($\bar{\eta}_k \pm 3\sigma_k$) [6].

2. Если расстояние Махаланобиса [8] между измеренным и средним значениями признака не превышает заданный порог. Величина квадрата расстояния Махаланобиса в случае нормального распределения признаков имеет распределение χ^2 , что дает возможность задавать доверительный интервал для его значения. Это правило учитывает также важные в отдельных применениях корреляционные связи между признаками.

3. Если ближайшим к измеренному в пространстве признаков окажется признак (или признаки), соответствующий истинной подписи (правило ближайшего соседа [8]).

В зависимости от конкретных условий может оказаться эффективным тот или другой из описанных способов.

При решении задачи верификации мы имеем дело с тремя множествами изображений подписей: 1) M_0 - эталонные истинные подписи, используемые для обучения; 2) M_1 - истинные подписи, применяемые для контроля; 3) M_2 - поддельные подписи. В целом качество работы системы верификации можно оценить вероятностями P_1 правильного распознавания истинных, P_2 - поддельных подписей, P - общая вероятность правильной верификации. Понятно, что на множестве M_0 вероятность верификации P должна быть близкой к 1, что выполнялось во всех проведенных экспериментах.

Для более общей задачи распознавания подписей разных авторов между собой исследуемые множества изображений выглядят как $M_0[s]$, $M_1[s]$, $M_2[s]$, где $s = \overline{0, S}$, S - количество различаемых классов, класс 0 соответствует отказу от распознавания.

4. Эксперименты

При оценке эффективности предложенного подхода использовались бинарные изображения размером 128x128 пикселей. Верификация проводилась на основе вектора из двух инвариантов η_k при $k = 2$ и $k = 4$.

Значения инвариантных признаков (3) для набора из 30 истинных подписей предварительно были проверены на нормальность распределения. Для этого применялся критерий Пирсона, с помощью которого с доверительной вероятностью 0,95 подтвержден нормальный закон распределения.

На рис. 1 представлены примеры эталонных истинных подписей из M_0 , на которых осуществлялось обучение. На рис. 2 и 3 показаны образцы верифицируемых подписей, а в табл. 1 приведены значения признаков. Средние значения инвариантов η_2, η_4 для эталонных подписей равны 6,5 и 2,2, а их СКО - 0,64 и 0,87 соответственно.

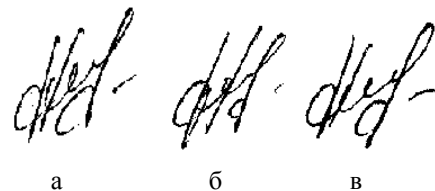


Рис. 1. Эталонные подписи, используемые для обучения

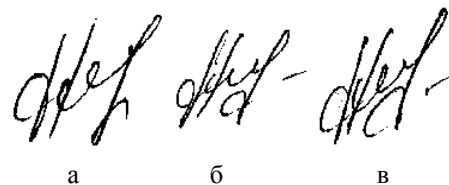


Рис. 2. Истинные подписи

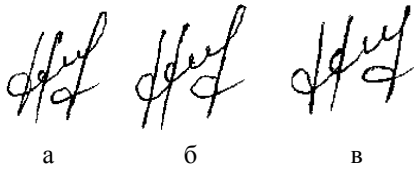


Рис. 3. Поддельные подписи

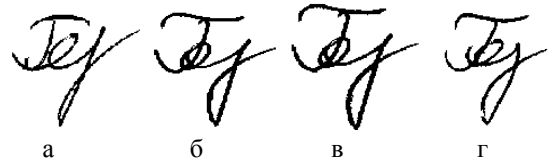


Рис. 4. Эталонные подписи

Таблица 1

	1,а	1,б	1,в	2,а
η_2	6,14	5,80	7,29	8,39
η_4	1,71	1,37	3,43	5,98
	2,б	2,в	3,а	3,б
η_2	7,08	6,37	10,52	8,75
η_4	3,11	1,92	13,89	8,26

Как видим из табл.1, значения признака η_4 для поддельных подписей значительно выходят за диапазон значений признаков эталонов, что может быть использовано для усиления качества распознавания. В то же время «ложные» значения признака η_2 более близки к диапазону значений эталонных признаков. Путем установления таких дополнительных закономерностей для отдельных классов подписей можно сократить пространство признаков или выбрать наиболее эффективные среди них.

В результате процесса верификации при обучающем множестве в 20 элементов правильно было распознано 44 из 50 тестовых подписей (из них поровну истинных и ложных из множеств M_1 и M_2 , при этом половина из тестируемых изображений получена путем геометрических преобразований поворота и смещения). Вероятность правильной верификации составила $P=0,88$, причем $P_1=0,78$, $P_2=0,85$. Увеличение обучающего множества до 30 позволяет поднять вероятность до $P=0,97$.

Для сравнения рассмотрим еще один характерный пример. Его особенностью является большая изменчивость значений инвариантных признаков внутри множества истинных подписей, что приводит к существенной величине дисперсии. Одним из возможных путей ее решения является предварительный отбор наиболее схожих между собой изображений обучающего набора. Этот способ можно применить отдельно как для множества истинных, так и для множества ложных подписей. Другой возможностью представляется увеличение мощности обучающего набора, что приводит к некоторой стабилизации разброса значений признаков. Пример отобранных подписей представлен на рис. 4.

Средние значения и СКО признаков эталонных подписей для этого примера составили: $\eta_2 : (7,52; 0,10)$, $\eta_4 : (3,28; 0,13)$. В результате процесса верификации определено 54 из 55 подделанных подписей. Вероятность правильной верификации составила $P_2=0,97$, что подтверждает высокую эффективность подхода.

На рис. 5 представлено графическое отображение значений инвариантных признаков, представленных на рис. 1-3. Значения признаков истинных подписей обозначены символом «+», поддельных – символом «O». Прямоугольником отмечена область, границы которой построены по правилу 3σ . Визуально сведенные изображения признаков можно объяснить влиянием ошибок дискретизации и геометрических искажений.

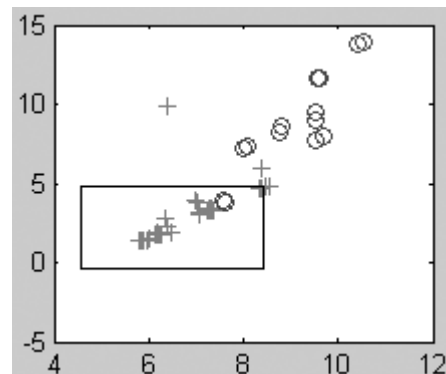


Рис. 5. Графическое представление значений признаков для изображений рис. 1-3.

Близким по сути к преобразованию Радона является преобразование Фурье, которое широко применяется в задачах инвариантного распознавания изображений [1]. Инвариантом к преобразованиям смещения и поворота изображения является сумма значений модуля преобразования Фурье, поскольку модуль - инвариант к смещениям, а поворот изображения переходит в поворот пространства Фурье.

В целях сопоставления свойств ПР и преобразования Фурье проведены эксперименты по верификации подписей, представленных на рис. 1-4. В качестве информативного признака применялась сумма модуля Фурье. При использовании этого признака для идентификации подписей, представленных на рис. 1-3, достигнута вероятность $P=0,67$, а для подписей рис. 4 $P=0,47$. Сопоставляя полученные оценки для преобразования Фурье с оценками для одномерных инвариантов на

базе ПР (0,88 и 0,97 соответственно), видим существенно лучшие показатели вероятности для инвариантов на основе ПР. Это подтверждает более высокую информативность ПР и лучшее качество разделения классов подписей по сравнению с инвариантами на основе преобразования Фурье.

В сравнительном аспекте были проведены также эксперименты по верификации с использованием нейронной сети. Выбрана каскадная сеть с обратным распространением ошибки. На первый слой поступают входные веса, на каждом последующем используются веса от всех предыдущих слоев. Применялись сигмоидальные функции активации и линейная функция на выходе сети. На первом слое установлено 2 входных нейрона, затем шли нейроны скрытого слоя и один выходной. Количество нейронов скрытого слоя определялось экспериментально в зависимости от количества элементов обучающей выборки. В процессе обучения на выходе формировался сигнал в виде единицы. Допустимое отклонение для признаков входной подписи составляло не более 5%. Эксперименты, проведенные с изображениями рис. 1-4 в тех же условиях и на тех же обучающих выборках, показали близость уровней правильного распознавания на основе нейронной сети с достигнутыми на базе интервального метода ($P = 0,89-0,96$).

Сравним теперь экспериментально (для тех же изображений) подход на основе интервальных оценок с подходом на базе расстояния Махаланобиса, учитывающего также корреляционные связи между отдельными признаками. Значения расстояния Махаланобиса, подсчитанные для инвариантных признаков из M_0 , располагаются в диапазоне 0,27...8,33. Значения расстояния для истинных подписей из M_1 также попадают в этот диапазон за некоторым исключением. Значение нормированного коэффициента корреляции для признаков изображений рис. 1 при этом составило 0,6. Величины признаков поддельных подписей дают значительные всплески расстояния из диапазона 248...4000, что позволяет достаточно уверенно отделить признаки, соответствующие ложным подписям. В то же время при заданном уровне корреляционных связей подобный подход не позволяет существенно улучшить вероятность верификации и дает результаты, практически аналогичные интервальному подходу.

Как видим, независимо от способа принятия решения качество верификации существенно зависит от того, насколько близки инвариантные признаки подписей из обучающей выборки. Если таким способом целенаправленно сужать дисперсию признаков, то в результате не будут распознаваться подписи с небольшими отклонениями, зато лучше отбрасываются чужие (поддельные). В этой дилемме состоит некоторое оптимальное соотношение между

вероятностями P_1 и P_2 , которое может быть установлено в зависимости от конкретного применения. Можно, например, максимально снизить дисперсию и надежно распознавать истинные подписи, а в случае отклонения подписи дополнительно использовать мнение эксперта.

Аналогичные рассуждения можно провести и относительно проблемы распознавания множества подписей различных авторов. Понятно, что если средние значения эталонных векторов признаков близки между собой для разных людей, то с помощью предложенного способа их трудно будет различить. Конкретно векторы средних значений для изображений рис. 1 и рис. 4 составили [6,5; 2,2] и [7,52; 3,28], а векторы СКО - [0,64; 0,87] и [0,10; 0,13] соответственно. Как видно, при правиле «три сигма» области признаков истинных подписей разных классов пересекаются. В этом случае в рамках обсуждаемого подхода можно расширить размер вектора инвариантных признаков, что, однако, приведет и к росту объема вычислений. Если распознавание на основе интервального подхода и расстояния Махаланобиса окажется неэффективным, можно применить менее критичный относительно пересечения областей значений признаков метод ближайшего соседа, основанный на оценке отклонений значений инвариантов от значений векторов из классов, в окрестность которых они попадают [8]. Проведенные эксперименты показали возможность применения такого подхода для распознавания подписей различных авторов.

5. Выводы

На основе проведенных исследований можно сделать вывод о перспективности применения методов распознавания изображений на основе признаков преобразования Радона, которое позволяет сформировать спектр существенных свойств сигнала, необходимый для эффективного решения практических задач.

Научная новизна работы состоит в теоретическом построении и исследовании инвариантных к геометрическим искажениям признаков, которые применены для качественного решения задач верификации и распознавания статических подписей. Намечены и проанализированы подходы к построению решающих правил на основе описанных инвариантов.

Практическая значимость заключается в высоком быстродействии предложенных процедур распознавания по сравнению с классическими подходами, а также в достаточной эффективности, выражающейся в высоком уровне вероятности правильной верификации. Проведенные эксперименты подтвердили более высокую достоверность предложенных методов в сравнении с преобразованием Фурье.

Литература: 1. *Пуятин Е.П., Аверин С.И.* Обработка изображений в робототехнике. М.: Машиностроение, 1990.- 320 с. 2. *Гороховатский А.В., Пуятин Е.П.* Применение преобразования Радона для нормализации изображений. // Бионика интеллекта. - 2005, №1(62).- С. 3-9. 3. *Пуятин Е.П., Гороховатский А.В.* Построение инвариантных моментных признаков изображений с использованием одномерных проекций // Вестник НТУ ХПИ. «Системный анализ, управление и информационные технологии». - 2006, №39, С.125-132. 4. *Трипольська В.В.* Класифікація підписів на основі інваріантних моментів простору ознак перетворення Радона // Прикладная геометрия и компьютерная графика. - 2002, №71, с. 235-239. 5. *Форсайт Д., Понс Ж.* Компьютерное зрение. Современный подход. Пер. с англ. Москва: «Вильямс», 2004.- 928 с. 6. *Вентцель Е.С.* Овчаров Л.А. Прикладные задачи теории вероятностей. М.: Радио и связь, 1983. - 416с. 7. *Coetzer J., Herbst V.M., Du Preez J.A.* Offline signature verification using the discrete Radon transform and a hidden Markov model//EURASIP Journal on applied signal processing. – 2004(4), p.559-571. 8. *Дуда Р., Харп П.* Распознавание образов и анализ сцен.- Москва: Мир, 1976. 512с.

Рецензент: с.н.с., докт.физ.-мат.наук, Сытник О.В.

Гороховатский Алексей Владимирович, аспирант ХНУРЭ. Научные интересы – анализ, обработка и распознавание изображений. Контактный телефон 702-14-19, кафедра Информатики ХНУРЭ.

УДК 681.3.07

Верифікація підпису на основі інваріантів перетворення Радона/ О.В.Гороховатський //Радіоелектроніка та інформатика. 2007. №0. С00-00.

Запропоновано метод верифікації підпису людини за допомогою аналізу статичного зображення. Верифікація виконується із використанням перетворення Радона, на основі якого формується вектор інваріантних ознак зображення. Ознаки порівнюються із параметрами для істинних підписів з використанням математичного очікування та дисперсії. Експерименти підтверджують ефективність застосування запропонованого підходу для задачі ідентифікації зображень підписів.

Табл. 1. Іл.5. Бібліогр. 8 назв.

UDC 681.3.07

Signature verification on the basis of Radon transform invariants// O.V. Gorohovatsky //Radioelektronika I informatika. 2000. N.00. P.00-00

The method of signature verification of the person with the help of the analysis of its static signature image is offered. Verification is carried out with the use of Radon transform on the basis of invariant features vector of the image. Features are compared with corresponding parameters for true signatures using mathematical expectations and dispersions. Experiments confirm the efficiency of this approach for a problem of signature images verification.

Tab. 1. Fig.5. Ref.: 8 items.