

КРИТЕРИИ ОЦЕНКИ АДЕКВАТНОСТИ МЕТОДОВ РАСПОЗНАВАНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ И ИХ ВЕРИФИКАЦИЯ НА ПРИМЕРАХ ИСКУССТВЕННЫХ СЕМЕЙСТВ ОДНОМЕРНЫХ СИГНАЛОВ

Р.Р. Рзаев¹, А.Б. Керимов¹, У.К. Курбанлы¹, Ф.М. Салманов¹

¹Институт Систем Управления Министерства Науки и Образования
Азербайджанской Республики, Баку, Азербайджан
e-mail: raminrza@yahoo.com

Резюме. В статье рассматриваются четыре критерия для оценки адекватности методов распознавания изображений. Верификация двух из этих критериев проводится методом эмпирического анализа на примере наиболее известных методов распознавания сигналов, таких как DTW, DDTW, а также методов, основанных на Вейвлет-преобразовании и Фурье-преобразовании. В качестве объектов распознавания применяются два искусственных семейства изображений, сформированных путем равномерного смещения базового изображения по горизонтали, по вертикали, по горизонтали и вертикали одновременно. В целом цель данного исследования состоит в разработке нового способа извлечения признаков распознавания на примере конкретного изображения. В контексте данного исследования проводится верификация ранее предложенного алгоритма распознавания сигналов на базе искусственных семейств кривых, для которых устанавливается наиболее доступный способ смещения: по горизонтали или одновременно по горизонтали и вертикали.

Ключевые слова: изображение, искусственное семейство кривых, признак распознавания, сегментация, метод распознавания

AMS Subject Classification: 94-10.

1. Введение

В предыдущих исследованиях нами был проведен сравнительный анализ четырех достаточно известных методов распознавания сигналов на примере семейства гладких кривых, сформированного путем последовательного равномерного смещения выбранного эталона по горизонтали [6, 7]. В данной статье этот подход применяется к оценке адекватности методов распознавания уже на примере искусственного семейства двумерных сигналов (изображений), сформированных путем последовательного равномерного смещения выбранного базового изображения по гипотенузе. Как и в работах [11-13], объектами настоящего исследования являются амплитудный метод распознавания DTW (Dynamic Time Warping), метод распознавания DDTW (Derivative Dynamic Time

Warping), а также методы распознавания образов, основанные на Вейвлет-преобразовании (ВП) и Фурье-преобразовании (ФП). Анализ их адекватности проводится после линейризации распознаваемых изображений, выбранных в качестве примеров двумерных сигналов. При этом, возникает вопрос: насколько одномерный сигнал адекватно отражает распознаваемое изображение после его трансформации, как двумерного сигнала в одномерный. Решение этой задачи зависит от того, насколько цветное изображение надлежащим образом преобразуется в однотонное с последующим выбором признака распознавания, а также от способа уменьшения размерности однотонного аналога изображения. Для реализации этой процедуры в статье применяется метод *Maximax* [1, 3, 19] с параллельным уменьшением размерности изображения.

2. Процедура распознавания сигналов и методы распознавания

Извлечение характерных признаков изображений. Как известно (см., например, [8]), в процессе обработки изображений на предмет их распознавания начальным этапом является извлечение характерных признаков. При этом, к извлечению признаков применяются разные подходы. Так, например, в последнее время наметилась тенденция по извлечению признаков с применением нейронных сетей [15,18]. Тем не менее, следует выделить три устоявшихся базовых подхода [17]. Первый подход подразумевает выделение признаков путем превращения цветного изображения к изображению в оттенках серого, а потом использование значений пикселей как характерные признаки. Второй подход подразумевает выделение признака путем нахождения среднего значения с трех каналов RGB. Третий подход подразумевает нахождение определений край в изображениях для дальнейшего использования характерные признаки.

Опираясь на опыт применения этих подходов, далее используется формат RGB для извлечения признаков изображений, которые интерпретируются в виде двумерных сигналов. Выбор данного подхода объясняется тем, что именно он является релевантным для трансформации изображения, как двумерного сигнала, в одномерный.

Проведенные экспериментальные исследования показали, что обозначенный выше второй подход к извлечению признаков имеет свои недостатки в том смысле, что приводит к размыванию изображения, например, так, как это показано на примере изображения Государственного Герба Азербайджанской Республики (AP) (см. Рис. 1, а и b).

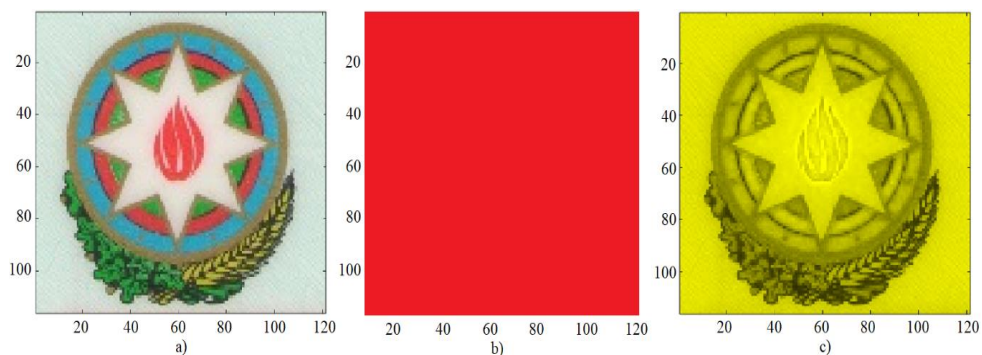


Рис. 1. Извлечение признака: а) изображение Государственного Герба АР размером 100×120 пикселей, б) изображение Герба АР с применением признаков, извлеченных по среднему значению с трех каналов RGB, в) изображение Герба АР с применением признаков, извлеченных по максимальному значению с трех каналов RGB

В качестве подхода к извлечению признаков изображения предлагается использовать максимальное значение с трех каналов RGB, демонстрирующий свою состоятельность на примере распознавания Герба АР (см. Рис. 1, в).

Сегментация изображений. Сегментация изображений применяется для уменьшения размерности. Далее мы используем сегментацию изображения в масштабах 3×3, 4×4, 5×5 и 6×6, то есть рассматриваемое изображение мы делим на квадраты со сторонами длиной в 3, 4, 5 и 6 точек, соответственно.

В заданном сегменте для выбора характерного признака с трех каналов RGB нами применяется достаточно тривиальный метод *Maximax*, подразумевающий нахождение для заданной точки максимального значения по трем каналам RGB и, затем, максимума по всем точкам построенного сегмента.

В качестве базового изображения нами выбран Государственный Герб АР размером 100×120 пикселей (Рис. 1, а). После осуществления процедур фильтрации и сегментации произведена линейаризация изображения так, как это показано на Рис. 2.

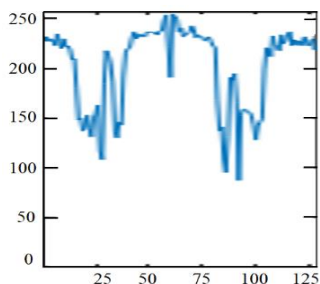


Рис. 2. Линейаризация изображения Государственного Герба АР

Как правило, на начальном этапе распознавания устанавливаются главные признаки распознавания, что позволяет осуществить выбор наиболее приемлемой метрики расстояния. Сама процедура распознавания осуществляется путем сравнения распознаваемых одномерных сигналов с базовым посредством расчета попарных расстояний между ними на основе выбранной нормы расстояния.

С применением Евклидовой метрики ниже приводятся нормы расстояний между одномерными сигналами, которые применяются в составе четырех наиболее распространенных методов распознавания.

Амплитудный метод распознавания DTW [14]. Это метод является достаточно тривиальным, где значения точек отсчетов выбираются в качестве признаков распознавания сигналов. Например, если для двух сигналов x и y отсчетами являются соответствующие числовые последовательности $\{f_1, f_2, \dots, f_n\}$ и $\{g_1, g_2, \dots, g_m\}$ с длинами n и m , то в этом случае Евклидова метрика выбирается как норма расстояния между ними. Минимальное расстояние в матрице между последовательностями определяется с помощью следующего критерия:

$$\begin{cases} DTW(f_i, g_j)^2 = d_{ij} + \min\{DTW(f_i, g_{(j-1)})^2, DTW(f_{(i-1)}, g_j)^2, DTW(f_{(i-1)}, g_{(j-1)})^2\}, \\ DTW(f_1, g_1)^2 = d_{11}, \\ d_{ij} = (f_i - g_j)^2; i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, m. \end{cases} \quad (1)$$

где $DTW(f_i, g_j)^2$ – минимальное (в квадрате) расстояние между последовательностями $\{f_1, f_2, \dots, f_n\}$ и $\{g_1, g_2, \dots, g_m\}$.

Метод распознавания DDTW [2, 5, 9, 14]. При применении данного метода распознавания значения первых производных в точках отсчетов выбираются в качестве признаков распознавания. После дискретизации аналогового сигнала a производная 1-го порядка в точке отсчета определяется как $\dot{a}(i) = [a(i) - a(i-1)]/T$, где $a(i) = a(iT)$, $i = 0, 1, \dots, N$; T – период дискретизации аналогового сигнала a . Например, полагая значения первых производных p_i и q_i ($i = 0, 1, \dots, N$) точками отсчетов для соответствующих сигналов x и y , следующая Евклидова метрика также принимается в виде нормы расстояния между ними

$$D_2(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^N (p_i - q_i)^2}. \quad (2)$$

Вейвлет-преобразование (ВП) [10, 16]. Распознавание, основанное на применении ВП, предполагает декомпозицию распознаваемого сигнала на высокочастотные и низкочастотные составляющие, которые характеризуются соответствующими значениями «детализирующих» и «аппроксимирующих» коэффициентов. В частности, для одномерного сигнала, включающего 256 отсчетов (см. рис. 3(a)), ВП на четырёх уровнях декомпозиции показано на рис. 3(b).

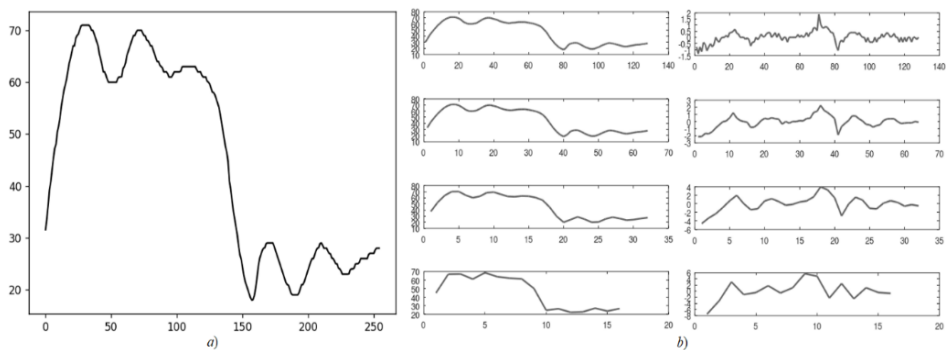


Рис. 3. Одномерный сигнал с 256-ю точками отсчета (а), и его ВП на 4-х уровнях (b)

В данном случае средние величины и стандартные отклонения характеристик (коэффициентов) в каждой полосе фильтрации выбираются в качестве признаков распознавания. В частности, для сигнала, представленного на рис. 3(а), можно насчитать 16 значений распознаваемых признаков.

Пусть x и y являются два одномерных сигнала. Тогда, обозначая средние значения и стандартные отклонения коэффициентов в высокочастотных и низкочастотных полосах соответственно, как $H_{1i}, L_{1i}, H_{2i}, L_{2i}$, ($i = 0, 1, \dots, N$), где N – число уровней декомпозиции, в качестве нормы расстояния между сигналами x и y также выбирается Евклидова метрика, а именно

$$D_3(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^N (H_{1i} - H_{2i})^2 + \sum_{i=1}^N (L_{1i} - L_{2i})^2}. \tag{3}$$

Фурье-преобразование (ФП) [4]. Распознавание, основанное на применении ФП, предполагает создание спектрального образа для распознаваемого одномерного сигнала. Так, для одномерного сигнала, включающего 256 точек отсчета (см. рис. 3(а)), ФП создает характерный амплитудный спектральный образ (см. рис. 4), который включает уже 128 точек отсчета.

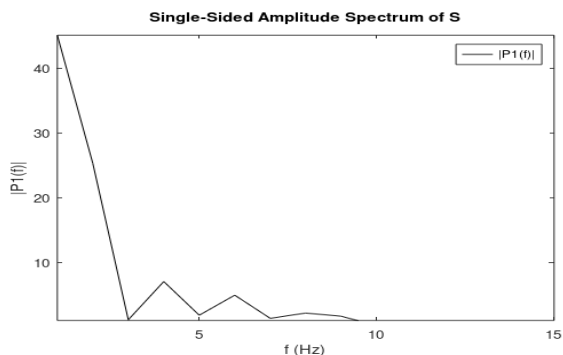


Рис. 4. Амплитудный спектр одномерного сигнала, полученный с применением ФП

Пусть x и y являются два одномерных сигнала, где в качестве признаков распознавания принимаются переменные соответствующих амплитудных спектров этих сигналов: f_{1i} и f_{2i} ($i = 0, 1, \dots, N$), где N число переменных. В этом случае, в качестве нормы расстояния между сигналами x и y выбирается Евклидова метрика вида

$$D_4(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^N (f_{1i} - f_{2i})^2} \cdot \quad (4)$$

3. Постановка задачи

Перечисленные выше четыре критерия оценки применяются в рамках предлагаемого в статье алгоритма распознавания изображений, как двумерных сигналов. Данный алгоритм распознавания протестирован на семействах одномерных сигналов, сформированных путем смещения базового сигнала по горизонтали и по вертикали. Соответствующие результаты нашли свое отражение в работах [6, 7, 11-13]. В частности, в работах [6, 7] на примере единого класса одномерных сигналов нами рассматривалось применение перечисленных выше методов распознавания. В качестве такого класса сигналов было выбрано искусственное семейство кривых, образованное путем равномерного смещения кривых по горизонтали относительно эталона. При этом, анализ результатов распознавания на предмет адекватности этих методов проводился с применением следующих 4-х критериев оценки.

Критерий 1 (C_1 – *равномерность метода*): по мере удаленности распознаваемых сигналов их расстояния от эталона должны равномерно увеличиваться, а не скачкообразно варьироваться;

Критерий 2 (C_2 – *чувствительность метода*): для конкретного распознаваемого сигнала Евклидовы расстояния от слева стоящего и от справа стоящего сигналов должны быть приблизительно равными, то есть их отношение должно быть приблизительно равно единице. В случае, если слева и справа стоящие сигналы симметричны относительно данного сигнала, то, очевидно, эти расстояния будут абсолютно равными, то есть их попарные отношения будут тождественны единице.

Критерий 3 (C_3 – *быстродействие метода*): по мере «сближения» распознаваемых сигналов к эталону скорость сходимости значений расстояний увеличивается. Здесь под скоростью сходимости значений расстояний понимается разность между текущим и следующим значениями расстояний, поделенная на следующее значение расстояния.

Критерий 4 (C_4 – *стабильность метода*): увеличение шага смещений сигналов не может улучшить удовлетворительность методов распознавания относительно критериев оценки 1, 2 и 3, то есть точность метода распознавания должна оставаться прежней или ухудшаться.

Задача обусловлена необходимостью проведения аналогичного эмпирического анализа адекватности перечисленных методов распознавания на примере семейства двумерных сигналов и с применением критериев оценки C_k ($k = 1 \div 4$).

4. Искусственное семейство изображений и оценка адекватности методов распознавания в соответствии с критериями C_k ($k = 1 \div 4$).

В качестве эталонного двумерного сигнала выбрано изображение Государственного Герба АР размером 100×120 пикселей, которое представлено на Рис. 1 (а). Относительно этого эталона i_0 семейство изображений строится путем последовательного равномерного смещения по горизонтали вправо [7]. Выбирая в качестве шага h смещение на 2 единицы, искусственное семейство сформируем в виде четырех последовательно смещенных по горизонтали изображений $I_2 = \{i_{20}, i_{21}, i_{22}, i_{23}\}^1$, которое представлено на Рис. 5.

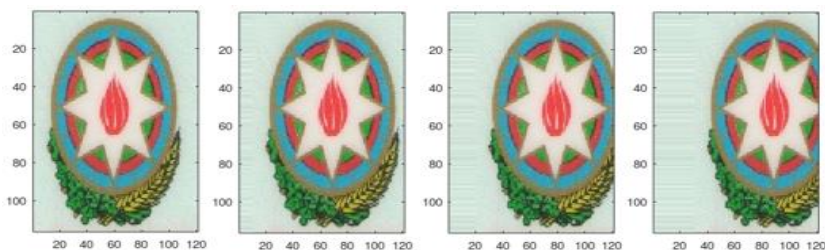


Рис. 5. Искусственное семейство изображений I_2

После извлечение признаков распознавания и сегментации изображений, например размером 3×3 , семейство изображений I_2 трансформируется в совокупность, представленную на Рис. 6.

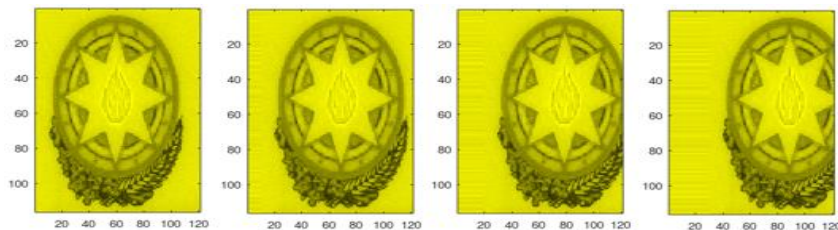


Рис. 6. Совокупность изображений im_j ($j = 0 \div 3$), полученных после извлечения признаков и сегментации

На Рис. 7 представлена совокупность соответствующих одномерных сигналов $S_2 = \{s_{20}, s_{21}, s_{22}, s_{23}\}$ с общим числом точек отсчетов (reference point)

¹ Индекс «2» в обозначении I_2 указывает величину горизонтального смещения кривых, т.е. $h=2$.

RP = 1320, сформированная в результате линейризации изображений im_j ($j = 0 \div 3$).

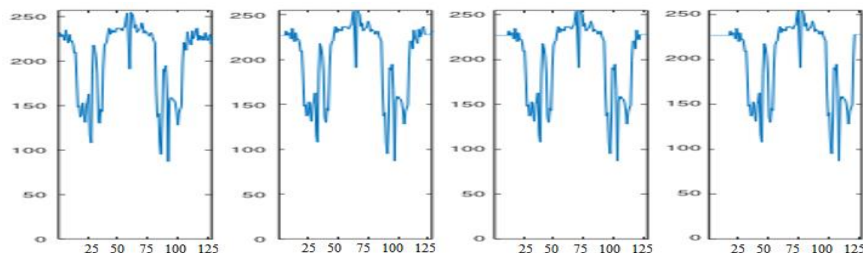


Рис. 7. Совокупность одномерных сигналов S_2

С учетом длины шага h , являющимся определяющим при искусственном формировании семейства изображений, для общего случая, т.е. для семейства, состоящего из N сигналов, введем следующие обозначения:

- $D_k^h(x, y)$ – расстояние между одномерными сигналами, где $k=1 \div 4$ является порядковым номером метода;
- $R_{ki}^h = \frac{D_k^h(s_i, s_{i+1})}{D_k^h(s_{i-1}, s_i)}$ – отношение между расстояниями от справа стоящего $(i+1)$ -го и от слева стоящего $(i-1)$ -го сигналов до i -го сигнала, где $i = 1 \div (N-2)$

Тогда, удовлетворительность методов распознавания на предмет их соответствия критериям C_2 и C_4 в принятых обозначениях сформулируем в следующем виде:

- удовлетворительность метода распознавания с точки зрения соответствия критерию C_2 оценивается величиной максимального отклонения от единицы: $G_k^h = \max_{i=1 \div 5} \{1 - R_{ki}^h\}$, $k = 1 \div 4$;
- удовлетворительность метода распознавания с точки зрения соответствия критерию C_4 оценивается при выполнении условия: $R_{ki}^h < R_{ki}^{h_2}$ при $h_1 < h_2$, где h_1 и h_2 – смещения соответствующих кривых из двух разных семейств при $i = 1 \div (N-2)$; $k = 1 \div 4$.

Таким образом, результаты попарного сравнения одномерных сигналов из рассматриваемого семейства $S_2 = \{s_{20}, s_{21}, s_{22}, s_{23}\}$ ($N = 4$), с применением метрик (1) – (4) представлены в следующих соответствующих Таблицах 1, 2, 3 и 4.

Таблица 1. Попарные сравнения сигналов из S_2 с применением метрики (1)

	s_{20}	s_{21}	s_{22}	s_{23}
s_{20}	0	717.46	1109.7	1335.1
s_{21}	717.46	0	957.89	1230.4
s_{22}	1109.7	957.89	0	947.95

s_{23}	1335.1	1230.4	947.95	0
----------	--------	--------	--------	---

Таблица 2. Парные сравнения сигналов из S_2 с применением метрики (2)

	s_{20}	s_{21}	s_{22}	s_{23}
s_{20}	0	703.57	794.74	780.8
s_{21}	703.57	0	824.8	797.97
s_{22}	794.74	824.8	0	824.38
s_{23}	780.8	797.97	824.38	0

Таблица 3. Парные сравнения сигналов из S_2 с применением метрики (3)

	s_{20}	s_{21}	s_{22}	s_{23}
s_{20}	0	3.1023	8.6571	15.278
s_{21}	3.1023	0	6.1876	13.907
s_{22}	8.6571	6.1876	0	10.35
s_{23}	15.278	13.907	10.35	0

Таблица 4. Парные сравнения сигналов из S_2 с применением метрики (4)

	s_{20}	s_{21}	s_{22}	s_{23}
s_{20}	0	0.72204	1.4483	4.2199
s_{21}	0.72204	0	1.2511	4.1472
s_{22}	1.4483	1.2511	0	3.9514
s_{23}	4.2199	4.1472	3.9514	0

Анализ результатов, представленных в Таблицах 1 – 4, на предмет соответствия методов распознавания сигналов критериям C_k ($k = 1 \div 4$) показал следующее.

Метод №2 не удовлетворяет критерию C_1 (см. Таблицу 2) в достаточной мере. Например, для сигнала s_0 после значения 794.74 наблюдается уменьшение к значению 780.8, что противоречит условию критерия C_1 . При этом, остальные три метода удовлетворяют критерию C_1 .

Для оценки рассматриваемых методов распознавания на предмет их удовлетворительности критерию C_4 , по аналогии с построением семейства $S_2 = \{s_{20}, s_{21}, s_{22}, s_{23}\}$ формируется еще одно искусственное семейство кривых. То есть для семейства изображений $I_4 = \{i_{40}, i_{41}, i_{42}, i_{43}\}$, построенного путем смещения изображений по горизонтали вправо с шагом длиной в 4 единицы, после извлечения характерных признаков, сегментации размером 3×3 и линейаризации получено искусственное семейство одномерных кривых $S_4 = \{s_{40}, s_{41}, s_{42}, s_{43}\}$. Далее, на основе величин максимальных отклонений G_k^h и G_k^h ($h_1 = 2; h_2 = 4$) (см. Таблицы 5 и 6), рассчитываются коэффициенты u_k по формуле

$$u_k = \frac{G_k^{h_1}}{G_k^{h_2}}, k = 1 \div 4, \quad (5)$$

которые в контексте критерия C_4 отражают «ухудшения» от применения норм D_k в процессе распознавания сигналов из искусственных семейств S_2 и S_4 . В данном случае, коэффициент ухудшения u_k отражают степень удовлетворительности k -го метода распознавания критерию C_4 .

В Таблице 5 представлены величины максимальных отклонений G_k^2 и G_k^4 , а также величины коэффициентов «ухудшения» u_k , рассчитанных для двух семейств одномерных кривых S_2 и S_4 , сформированных путем сегментации изображений размером 3×3 и с общим числом точек отсчетов $RP = 1320$.

Таблица 5. Соответствие методов критерию C_4 : сегментация 3×3 и $RP = 1320$

Метод	k	G_k^2	G_k^4	u_k
DTW	1	0.3351	0.071754	0.21413
DDTW	2	0.17231	0.094958	0.55109
ВП	3	0.99451	3.416	3.4349
ФП	4	2.1583	6.3377	2.9364

Результаты вычислений, сведенных в Таблицу 5, демонстрируют, что методы DTW и DDTW не удовлетворяют критерию C_4 , так как соответствующие им величины коэффициентов «ухудшения» $u_{DTW}=u_1=0.21413$ и $u_{DDTW}=u_2=0.55109$ не удовлетворяют требованию критерия C_4 : $u \geq 1$. В то же время, методы, основанные на применении ВП и ФП, с коэффициентами «ухудшения» $u_{ВП}=u_3=3.4349$ и $u_{ФП}=u_4=2.9364$ в полной мере удовлетворяют критерию C_4 .

Возникает резонный вопрос: существует ли зависимость между коэффициентами «ухудшения» u_k , с одной стороны, и выбором размера сегментации изображений и числа отсчетов RP одномерных сигналов, с другой? Чтобы ответить на этот вопрос, проведена оценка методов распознавания на предмет их удовлетворительности критерию C_4 на примерах семейств одномерных кривых S_2 и S_4 , полученных после сегментации изображений размером 4×4 , и при выборе общего числа точек отсчетов $RP = 750$ после линейаризации. Показатели такой оценки сведены в Таблицу 6.

Таблица 6. Соответствие методов критерию C_4 : сегментация 4×4 и $RP = 750$

Метод	k	G_k^2	G_k^4	u_k
DTW	1	0.34213	0.09752	0.28504
DDTW	2	0.17764	0.093837	0.52824
ВП	3	0.94748	1.8539	1.9567

ФП	4	4.6926	6.0321	1.2854
----	---	--------	--------	--------

Аналогичные расчеты были проведены для случаев сегментации исходных изображений размерами 5×5 и 6×6, и соответствующих выборах общего числа точек отсчетов RP как 480 и 320. Результаты расчетов сведены в следующие Таблицы 7 и 8.

Таблица 7. Соответствие методов критерию C_4 : сегментация 5×5 и RP = 480

Метод	k	G_k^2	G_k^4	u_k
DTW	1	0.3843	0.13055	0.33971
DDTW	2	0.19179	0.10122	0.52776
ВП	3	1.6899	2.9287	1.7331
ФП	4	3.2625	4.6875	1.4368

Таблица 8. Соответствие методов критерию C_4 : сегментация 6×6 и RP = 320

Метод	k	G_k^2	G_k^4	u_k
DTW	1	0.41412	0.13093	0.3162
DDTW	2	0.25728	0.14579	0.5667
ВП	3	1.5013	2.5125	1.6735
ФП	4	3.4445	2.957	0.8585

Величины коэффициентов ухудшения, отражающие степени удовлетворительности критерию C_4 рассматриваемых методов распознавания на примерах искусственных семейств одномерных кривых S_2 и S_4 , сформированных после сегментации изображений размерами 3×3, 4×4, 5×5, 6×6, и при выборе числа точек отсчетов после линеаризации, как 1320, 750, 480 и 320, сведены в Таблицу 9. Для методов DTW и DDTW динамики изменения коэффициентов ухудшения представлены на Рис. 8.

Таблица 9. Величины коэффициентов ухудшения, отражающие степени удовлетворительности критерию C_4

Метод	Коэффициент ухудшения u_k			
	Сегментация 3×3, RP=1320	Сегментация 4×4, RP=750	Сегментация 5×5, RP=480	Сегментация 6×6, RP=320
DTW	0.21413	0.28504	0.33971	0.3162
DDTW	0.55109	0.52824	0.52776	0.5667
ВП	3.4349	1.9567	1.7331	1.6735
ФП	2.9364	1.2854	1.4368	0.8585

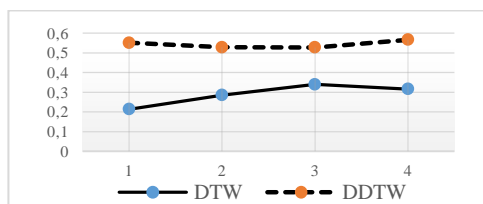


Рис. 8. Динамика изменения коэффициента ухудшения u_k

Динамики изменения коэффициентов ухудшения, как индикаторов удовлетворительности методов DTW и DDTW относительно критерия C_4 , демонстрируют то, что с увеличением размера сегментации и, соответственно, уменьшением числа RP величина коэффициента ухудшения постепенно возрастает, приближаясь к 1 снизу, что подтверждает наличие ее зависимости от выбранного числа отсчетов после линейризации изображений. Такую тенденцию можно объяснить тем, что методы DTW и DDTW, являясь относительно тривиальными, не достаточно эффективно проявляют себя при распознавании сигналов с большим числом RP, что подтверждается соответствующими величинами коэффициентов ухудшения. В частности, эта особенность методов DTW и DDTW не была выявлена в работах [1, 2], где рассматривалось небольшое число отсчетов $RP = 256$.

Касательно более современных методов распознавания с применением ВП и ФП, можно отметить их большую удовлетворительность на предмет соответствия критерию C_4 при работе с большим числом RP. Это подтверждается соответствующими величинами коэффициентов ухудшения u_3 и u_4 , представленные в Таблице 9.

Далее возникает вопрос: существует ли зависимость коэффициентов ухудшения u_k от способа искусственного формирования семейств изображений, т.е. от способа перемещения изображений? Чтобы ответить на этот вопрос, сформируем семейство изображений I путем последовательного смещения базового изображения слева на право по гипотенузе вниз, т.е. одновременно на один шаг вправо и один шаг вниз (см. Рис. 9.):

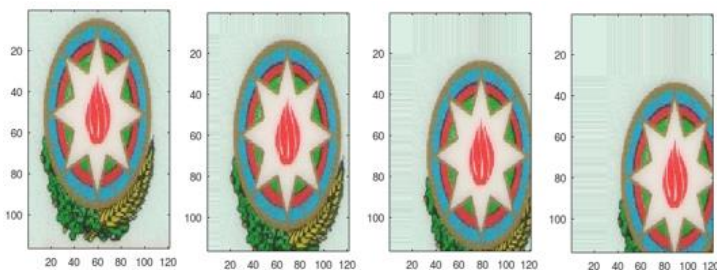


Рис. 9. Искусственное семейство изображений I

Наглядную демонстрацию отличия одномерных сигналов, сформированных после линейризации изображений, одновременно

смещенных на одинаковые расстояния вправо и вниз изображений, от одномерных сигналов, сформированных после линейаризации изображений, смещенных на одинаковые расстояния только вправо изображений, покажем на примере базового тривиального изображения размером 8×8 пикселей, представленного на Рис. 10.

1	2	3	4	5	6	7	8
9	10	11	12	13	14	15	16
17	18	19	20	21	22	23	24
25	26	27	28	29	30	31	32
33	34	35	36	37	38	39	40
41	42	43	44	45	46	47	48
49	50	51	52	53	54	55	56
57	58	59	60	61	62	63	64

Рис. 10. Тривиальное изображение размером 8×8 пикселей

Без проведения сегментации после линейаризации семи изображений, полученных путем равномерного смещения вправо изображения размером 8×8 пикселей, сформировано семейство одномерных кривых, представленных на Рис. 11.

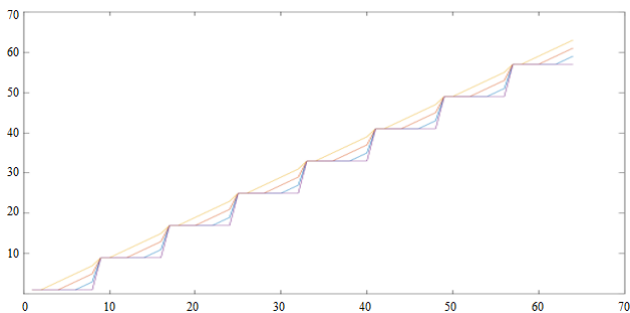


Рис.11. Семейство из 7 одномерных сигналов, полученных после линейаризации изображений, смещенных вправо на одинаковые расстояния

Для случая линейаризации изображений, смещенных одновременно вправо и вниз, семейство одномерных сигналов выглядит так, как это представлено на Рис. 12.

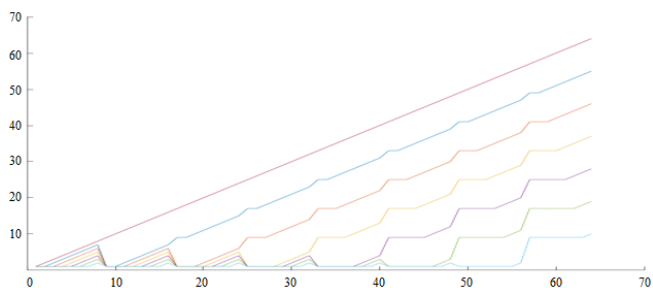


Рис. 12. Семейство из 7 одномерных сигналов, полученных после линеаризации изображений, смещенных одновременно вправо и вниз на одинаковые расстояния

Итак, после извлечения признаков и сегментации, например, в размере 3×3 , сформировано семейство из 4-х изображений (см. Рис. 13), одновременно смещенных на 2 шага вправо и на 2 шага вниз:

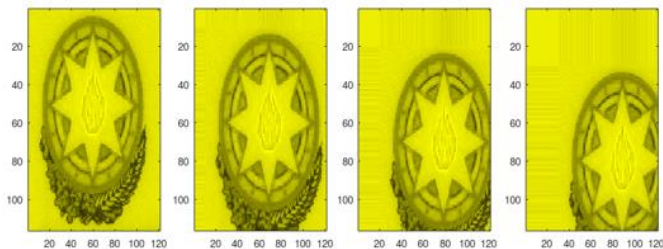


Рис.13. Совокупность изображений im_j ($j = 0 \div 3$), полученных после извлечения признаков и сегментации

На Рис. 14 представлена совокупность соответствующих одномерных сигналов $S_2 = \{s_{20}, s_{21}, s_{22}, s_{23}\}$ с общим числом $RP = 1320$, сформированная в результате линеаризации изображений im_j ($j = 0 \div 3$).

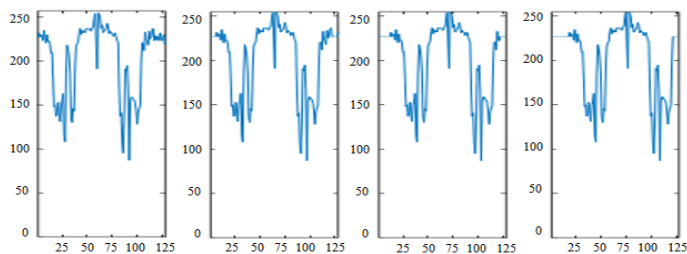


Рис. 14. Совокупность одномерных сигналов S_2

По аналогии с эмпирическим анализом рассматриваемых четырех методов распознавания, проведенного на базе двух искусственных семейств изображений, сформированных путем равномерного смещения кривых по горизонтали, рассчитаны коэффициенты ухудшения на предмет выполнения критерия S_4 . В следующих Таблицах 10 – 13 представлены коэффициенты ухудшения, рассчитанные для четырех сценариев: 1) сегментация 3×3 , $RP = 1320$; 2) сегментация 4×4 , $RP = 750$; 3) сегментация 5×5 , $RP = 480$; 4) сегментация 6×6 , $RP = 320$. При этом, наравне с S_2 рассматривается семейство кривых S_4 , полученное после линеаризации изображений, одновременно смещенных на 4 шага вправо и на 4 шага вниз.

Таблица 10. Соответствие методов критерию S_4 : сегментация 3×3 , $RP = 1320$

Метод	k	G_k^2	G_k^4	u_k
DTW	1	0.30481	0.14003	0.45941
DDTW	2	0.1321	0.083589	0.63277
ВП	3	1.6132	2.3027	1.4274
ФП	4	0.44596	0.47647	1.0684

Таблица 11. Соответствие методов критерию C_4 : сегментация 4×4, RP = 750

Метод	k	G_k^2	G_k^4	u_k
DTW	1	0.33283	0.1715	0.51528
DDTW	2	0.12096	0.10248	0.84722
ВП	3	0.36324	0.52341	1.4409
ФП	4	0.48782	0.79146	1.6224

Таблица 12. Соответствие методов критерию C_4 : сегментация 5×5 и RP = 480

Метод	k	G_k^2	G_k^4	u_k
DTW	1	0.40747	0.18713	0.45924
DDTW	2	0.19786	0.063437	0.32061
ВП	3	0.77575	0.49956	0.64396
ФП	4	0.74637	1.1979	2

Таблица 13. Соответствие методов критерию C_4 : сегментация 6×6 и RP = 320

Метод	k	G_k^2	G_k^4	u_k
DTW	1	0.49603	0.30228	0.6094
DDTW	2	0.27316	0.25313	0.92666
ВП	3	2.0691	0.84003	0.40599
ФП	4	0.77204	1.3843	1.793

Величины коэффициентов ухудшения, отражающие степени удовлетворительности критерию C_4 рассматриваемых методов распознавания на примерах искусственных семейств одномерных кривых S_2 и S_4 , сформированных после сегментации изображений размерами 3×3, 4×4, 5×5, 6×6, и при выборе числа точек отсчетов после линеаризации, как 1320, 750, 480 и 320, сведены в Таблицу 14. Для методов DTW и DDTW динамики изменения коэффициентов ухудшения представлены на Рис. 15.

Таблица 14. Величины коэффициентов ухудшения, отражающие степени удовлетворительности критерию C_4

Метод	Коэффициент ухудшения u_k			
	Сегментация 3×3,	Сегментация 4×4, RP=750	Сегментация 5×5, RP=480	Сегментация 6×6, RP=320

	RP=1320			
DTW	0.21413	0.28504	0.33971	0.3162
DDTW	0.55109	0.52824	0.52776	0.5667
ВП	3.4349	1.9567	1.7331	1.6735
ФП	2.9364	1.2854	1.4368	0.8585

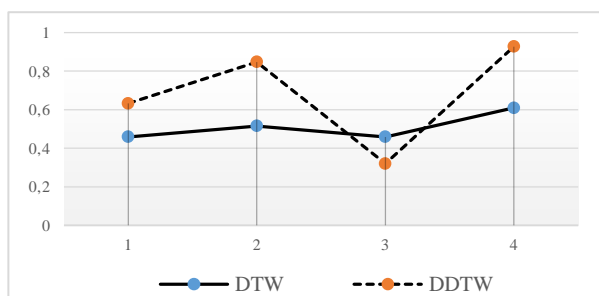


Рис. 15. Динамика изменения коэффициента ухудшения u_k

Сравнительный анализ данных из Таблиц 9 и 14 показывает, что величины коэффициентов ухудшения u_k ($k = 1 \div 4$) для методов DTW и DDTW, как индикаторов их удовлетворительности критерию C_4 , на семействе изображений, сформированных путем последовательного одновременного смещения вправо и вниз быстрее, устремляется к единице (например, для метода DDTW к значению 0.92666), чем на семействе изображений, сформированных путем последовательного смещения по горизонтали вправо.

5. Заключение

В статье декларированы 4 критерия для оценки адекватности методов распознавания сигналов, два из которых, а именно критерии C_2 и C_4 апробированы для оценки четырех наиболее известных методов на примерах искусственных семейств изображений, построенных путем равномерного смещения на одинаковые шаги, как по горизонтали, так и по диагонали. Проведенные расчеты с применением критерия C_4 еще раз подтвердили приоритетность методов распознавания на основе ВП и ПФ над более простыми методами DTW и DDTW. Последнее дает основание считать сформулированный нами критерий C_4 , как вполне релевантный.

Проведенный с применением четырех методов распознавания эмпирический анализ на примере изображения Государственного Герба Азербайджанской Республики подтвердил состоятельность подхода к распознаванию изображений на основе распознавания соответствующих им одномерных сигналов с применением процедур извлечения признаков распознавания и сегментации изображения. Авторский алгоритм сравнения методов распознавания проявил свою наибольшую «выпуклость» на примере искусственного семейства одномерных сигналов, полученного путем

одновременного смещения относительно эталона кривых на одинаковые расстояния по горизонтали и вертикали.

Данная работа выполнена при финансовой поддержке Фонда Науки Азербайджана – Грант №AEF-MCG-2023-1(43)-13/03/1-M-03.

Литература

1. Basha Sh.H., Jaison B., A novel secured Euclidean space points algorithm for blind spatial image watermarking. EURASIP Journal on Image and Video Processing, Vol.21, (2022). <https://jivp-urasipjournals.springeropen.com/articles/10.1186/s13640-022-00590-w>
2. Cedro L., Janecki D., Determining of signal derivatives in identification problems. FIR Differential Filters, Acta Montanistica Slovaca Rocník, Vol.16, No.1, (2011), pp.47–54.
3. Cote M., Dash A., Branzan Albu A., Semantic segmentation of textured mosaics. EURASIP Journal on Image and Video Processing, Vol.13, (2023). <https://jivp-urasipjournals.springeropen.com/articles/10.1186/s13640-023-00613-0>
4. Hindarto H., Anshory I., Efiyanti A., Feature extraction of heart signals using fast Fourier transform, UNEJ e-Proceeding, (2017), pp.165-167. <https://jurnal.unej.ac.id/index.php/prosiding/article/view/4187>.
5. Keogh E., Pazzani M., Derivative dynamic time warping. In PROCEEDINGS, 2001th SIAM International Conference on Data Mining (SDM), (2017). <https://doi.org/10.1137/1.9781611972719.1>
6. Kerimov A., Accuracy comparison of signal recognition methods on the example of a family of successively horizontally displaced curves. Informatics and Control Problems, Vol.42, No.2, (2022), pp.80–91.
7. Kerimov A., Comparison of some signal recognition methods for their adequacy. In PROCEEDINGS, 8th International Conference on Control and Optimization with Industrial Applications. Vol I, Baku, Azerbaijan, (2022).
8. Kumar G., Bhatia P., Detailed review of feature extraction in image processing systems. In PROCEEDINGS, 4th International Conference on Advanced Computing and Communication Technologies. Rohtak, Haryana, India, (2014).
9. Liu Y., Lin J., A general-purpose signal processing algorithm for biological profiles using only first-order derivative information. BMC Bioinformatics, Vol.20, (2019), pp.611. <https://doi.org/10.1186/s12859-019-3188-4>
10. Novozhilov B.M., Calculation of the derivative of an analog signal in a programmable logic controller. Aerospace Scientific Journal of the Moscow State Technical University N.E. Bauman, (2016), pp.1–12 (In Russian).
11. Rzayev R., Kerimov A., Comparison of signal recognition methods by combined use of appropriate evaluation criteria within the additive convolution. Problems of Information Society, Vol.14, No.2, (2023), pp.24–31.

12. Rzayev R., Kerimov A., Signal recognition by using additive convolution criteria. Proceedings of IAM, Vol.12, No.1, (2023), pp.52–64.
13. Rzayev R., Kerimov A., Signal recognition using weighted additive convolution of evaluation criteria. The Springer Series “Lecture Notes in Networks and Systems”, Vol.758, No.2, (2023), pp.407–416.
14. Sakoe H., Chiba S., Dynamic programming algorithm optimization for spoken word recognition. IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Vol.26, No.1, (1978).
<https://ieeexplore.ieee.org/document/1163055>
15. Santos M., Morais C., Nascimento Y., Araujo J., Lima K., Spectroscopy with computational analysis in biological studies: a decade (2006–2016). TrAC Trends Anal Chem, Vol.97, (2017), pp.244–256.
16. Saraswat S., Srivastava G., Sachchidanand N., Wavelet transform based feature extraction and classification of atrial fibrillation arrhythmia. Biomed Pharmacoi Journal, Vol.10, No.4, (2017).
<http://biomedpharmajournal.org/?p=17470>
17. Singh A., Beginner-Friendly Techniques to Extract Features from Image Data using Python, (2023). <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2019/08/3-techniques-extract-features-from-image-data-machine-learning-python/>
18. Song T., Yu X., Yu Sh., Ren Z., Qu Y., Feature extraction processing method of medical image fusion based on neural network algorithm. Hindawi, Complexity, (2021). <https://doi.org/10.1155/2021/7523513>
19. Sui K., Correction: Research on application of multimedia image processing technology based on wavelet transform. EURASIP Journal on Image and Video Processing, (2023), DOI:10.1186/s13640-023-00603-2
20. Zhao M., Chai Q., Zhang Sh., A method of image feature extraction using wavelet. In PROCEEDINGS, International Conference on Intelligent Computing, ICIC, Emerging Intelligent Computing Technology and Applications, (2009), pp.187–192.

CRITERIA FOR ASSESSING THE ADEQUACY OF IMAGES RECOGNITION METHODS AND THEIR VERIFICATION USING EXAMPLES OF ARTIFICIAL SERIES OF IMAGES

R. Rzayev¹, A. Kerimov¹, U. Gurbanli¹, F. Salmanov¹

Institute of Control System, Baku, Azerbaijan
a.k.etn00001@gmail.com

Abstract. The article discusses four criteria for assessing the adequacy of pattern recognition methods. Verification of two of these criteria is carried out by empirical analysis using the example of the most well-known signal recognition methods, such as DTW, DDTW, as well as methods based on the Wavelet transform and Fourier transform. Two artificial sets of images are used as recognition objects, formed by uniformly shifting

the base image both horizontally and vertically. In general, the goal of this research is to develop a new method for extracting recognition features using a specific image as an example. In the context of this study, a verification of a previously proposed signal recognition algorithm is carried out based on the artificial family of curves, for which the most accessible method of displacement is established: horizontally or simultaneously horizontally and vertically.

Keywords: image, artificial family of curves, recognition feature, segmentation, recognition method.

References

1. Basha Sh.H., Jaison B., A novel secured Euclidean space points algorithm for blind spatial image watermarking. *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, Vol.21, (2022). <https://jivp-urasipjournals.springeropen.com/articles/10.1186/s13640-022-00590-w>
2. Cedro L., Janecki D., Determining of signal derivatives in identification problems. *FIR Differential Filters, Acta Montanistica Slovaca Rocník*, Vol.16, No.1, (2011), pp.47–54.
3. Cote M., Dash A., Branzan Albu A., Semantic segmentation of textured mosaics. *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, Vol.13, (2023). <https://jivp-urasipjournals.springeropen.com/articles/10.1186/s13640-023-00613-0>
4. Hindarto H., Anshory I., Efiyanti A., Feature extraction of heart signals using fast Fourier transform, *UNEJ e-Proceeding*, (2017), pp.165-167. <https://jurnal.unej.ac.id/index.php/prosiding/article/view/4187>.
5. Keogh E., Pazzani M., Derivative dynamic time warping. In *PROCEEDINGS, 2001th SIAM International Conference on Data Mining (SDM)*, (2017). <https://doi.org/10.1137/1.9781611972719.1>
6. Kerimov A., Accuracy comparison of signal recognition methods on the example of a family of successively horizontally displaced curves. *Informatics and Control Problems*, Vol.42, No.2, (2022), pp.80–91.
7. Kerimov A., Comparison of some signal recognition methods for their adequacy. In *PROCEEDINGS, 8th International Conference on Control and Optimization with Industrial Applications. Vol I, Baku, Azerbaijan*, (2022).
8. Kumar G., Bhatia P., Detailed review of feature extraction in image processing systems. In *PROCEEDINGS, 4th International Conference on Advanced Computing and Communication Technologies*. Rohtak, Haryana, India, (2014).
9. Liu Y., Lin J., A general-purpose signal processing algorithm for biological profiles using only first-order derivative information. *BMC Bioinformatics*, Vol.20, (2019), pp.611. <https://doi.org/10.1186/s12859-019-3188-4>

10. Novozhilov B.M., Calculation of the derivative of an analog signal in a programmable logic controller. *Aerospace Scientific Journal of the Moscow State Technical University N.E. Bauman*, (2016), pp.1–12 (In Russian).
11. Rzayev R., Kerimov A., Comparison of signal recognition methods by combined use of appropriate evaluation criteria within the additive convolution. *Problems of Information Society*, Vol.14, No.2, (2023), pp.24–31.
12. Rzayev R., Kerimov A., Signal recognition by using additive convolution criteria. *Proceedings of IAM*, Vol.12, No.1, (2023), pp.52–64.
13. Rzayev R., Kerimov A., Signal recognition using weighted additive convolution of evaluation criteria. *The Springer Series “Lecture Notes in Networks and Systems”*, Vol.758, No.2, (2023), pp.407–416.
14. Sakoe H., Chiba S., Dynamic programming algorithm optimization for spoken word recognition. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, Vol.26, No.1, (1978).
<https://ieeexplore.ieee.org/document/1163055>
15. Santos M., Morais C., Nascimento Y., Araujo J., Lima K., Spectroscopy with computational analysis in biological studies: a decade (2006–2016). *TrAC Trends Anal Chem*, Vol.97, (2017), pp.244–256.
16. Saraswat S., Srivastava G., Sachchidanand N., Wavelet transform based feature extraction and classification of atrial fibrillation arrhythmia. *Biomed Pharmacoi Journal*, Vol.10, No.4, (2017).
<http://biomedpharmajournal.org/?p=17470>
17. Singh A., Beginner-Friendly Techniques to Extract Features from Image Data using Python, (2023). <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2019/08/3-techniques-extract-features-from-image-data-machine-learning-python/>
18. Song T., Yu X., Yu Sh., Ren Z., Qu Y., Feature extraction processing method of medical image fusion based on neural network algorithm. *Hindawi, Complexity*, (2021). <https://doi.org/10.1155/2021/7523513>
19. Sui K., Correction: Research on application of multimedia image processing technology based on wavelet transform. *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, (2023), DOI:10.1186/s13640-023-00603-2
20. Zhao M., Chai Q., Zhang Sh., A method of image feature extraction using wavelet. In *PROCEEDINGS, International Conference on Intelligent Computing, ICIC, Emerging Intelligent Computing Technology and Applications*, (2009), pp.187–192.