

ФОРМИРОВАНИЕ ЧИСЛЕННОГО КРИТЕРИЯ ДЛЯ ОЦЕНКИ АДЕКВАТНОСТИ МЕТОДОВ РАСПОЗНАВАНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ С ПРИМЕНЕНИЕМ ЭМПИРИЧЕСКОГО АНАЛИЗА ДАННЫХ

О.А. Алиев^{1,2}

¹Институт систем управления Министерства Науки и Образования Азербайджанской Республики, Баку, Азербайджан

²Бакинский государственный университет, Баку, Азербайджан
e-mail: orkhanali@bk.ru

Абстракт. В статье на основе проведения вычислительного эксперимента сформулирован подход к оценке адекватности методов распознавания на различных классах изображений. В качестве оцениваемых методов распознавания выбраны методы с применениями вейвлет-преобразования и преобразования Фурье, а также взвешенная аддитивная свертка критериев оценки, используемых этими методами. Для идентификации соответствующих весов в составе аддитивной свертки применяются критерии оценки качества распознавания на двух совокупностях одномерных сигналов, составленных после линеаризации соответствующих семейств изображений, сформированных путем равномерного смещения эталона вправо по горизонтали на разные шаги, соответственно. Вывод численного критерия оценки для сравнения заявленных методов распознавания проводится эмпирическим путем на базе искусственно сформированных семейств изображений, отражающих государственные гербы отдельно выбранных стран. Экспериментальным путем установлены и верифицированы два численных критерия для оценки точности заявленных методов распознавания на конкретных семействах изображений.

Ключевые слова: Распознавание изображений, вейвлет-преобразование, преобразование Фурье, аддитивная свертка, одномерный сигнал, численный критерий оценки.

AMS Subject Classification: 94-10.

1. Введение

Цифровая обработка (квантование) и распознавание образов (изображений) – одно из быстро развиваемых направлений современного исследования. Основу современных алгоритмов обработки изображений составляют интегральные преобразования: свертка, преобразование Фурье и др. Также применяются статистические методы. Как правило, методы распознавания изображений классифицируются по количеству пикселей, насчитывающихся в одном шаге преобразования. Исходя из этого, выделяют следующие общие классы: 1) *поточечные* методы, которые в процессе их реализации преобразуют значение в точке $a(n, m)$ в значение $b(n, m)$ в независимости от соседних точек; *локальные* методы, которые для

вычисления значения $b(n, m)$ используют значения соседних точек в окрестности $a(n, m)$; *глобальные* методы, которые определяют значение $b(n, m)$ на основе всех значений исходного изображения $A(n, m)$.

Несмотря на существование достаточно многих методов распознавания изображений, тем не менее, в процессе распознавания далеко не все из них применяются. Это объясняется тем, что изображения одного и того же образа, как двумерные сигналы, заданные на плоскости, могут варьироваться своими геометрическими и яркостными характеристиками. Более того, изображения одного и того же образа подвергаются нетривиальным деформациям, не укладывающихся в схему разделения пространства образов, например, различными ракурсами обзора, направлением освещения, смещением, усечением и т.д.

В [3, 4] были рассмотрены некоторые известные методы распознавания образов, где их адекватность оценивалась на примерах искусственных семейств одномерных (непрерывных) сигналов, сформированных путем последовательного равномерного смещения эталона по горизонтали. В данной статье данный подход применяется для оценки адекватности некоторых методов распознавания на примерах искусственных семейств изображений, сформированных путем последовательного равномерного смещения эталонного изображения по горизонтали вправо. Объектами данного исследования являются методы распознавания, основанные на вейвлет-преобразовании и преобразовании Фурье. Адекватность этих методов распознавания оценивается на различных примерах изображений, которые предварительно подвергаются процедурам извлечения признаков и линеаризации.

2. Постановка задачи

Для формирования критерия сравнения методов распознавания в качестве исходной базы данных рассматривается семейство изображения гербов отдельных государств. В процессе обработки эти изображения, как двумерные сигналы, подвергаются процедурам извлечения характерных признаков, уменьшения размерности и линеаризации, что в конечном итоге позволяет трансформировать эти изображения в одномерные сигналы.

Для извлечения признака изображения используется формат RGB, который является наиболее релевантным при использовании максимального значения с трех каналов RGB. Данный подход демонстрирует свою состоятельность, в частности, на примере изображения государственного герба Азербайджанской Республики (AP) (см. Рис. 1).

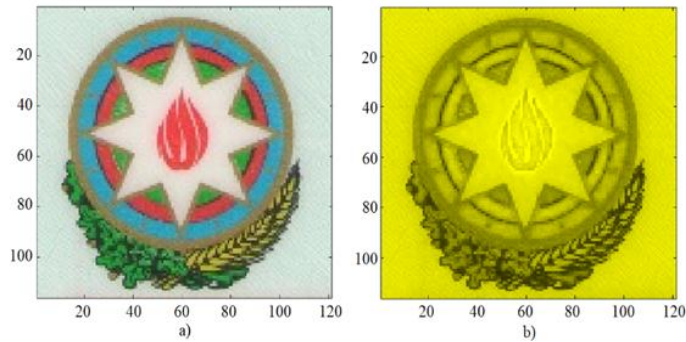


Рис. 1. Извлечение признака: а) изображение государственного герба АР размером 100×120 пикселей, б) изображение герба АР с применением признаков, извлеченных по максимальному значению с трех каналов RGB

На примере изображения государственного герба АР последовательная реализация процедур уменьшения размерности и линеаризации трансформирует это изображение, как двумерный сигнал, в соответствующий одномерный сигнал, представленный на Рис. 2. Эта стандартная процедура применяется для изображений гербов отдельных государств, в результате которой формируется семейство соответствующих одномерных сигналов, составляющую базу данных для проведения эмпирического анализа методов распознавания. Как отмечалось во введении, для сравнения выбраны методы распознавания, основанные на вейвлет и Фурье преобразованиях, а также на взвешенной аддитивной свертке критериев оценки этих методов. В результате проведения вычислительного эксперимента на базе семейства одномерных сигналов, полученных после линеаризации выбранных изображений, необходимо сформировать численный критерий оценки для сравнения указанных методов распознавания.

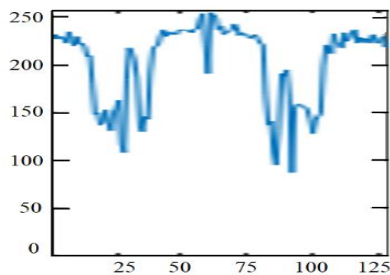


Рис. 2. Одномерный сигнал, полученный после линеаризации изображения государственного герба АР

3. Краткое описание методов распознавания

С применением евклидовой метрики ниже приводятся нормы расстояний между одномерными сигналами, которые применяются в составе выбранных для сравнения методов распознавания.

Вейвлет-преобразование (ВП) [1]. Распознавание, основанное на применении ВП, предполагает декомпозицию распознаваемого сигнала на высокочастотные и низкочастотные составляющие, которые характеризуются соответствующими значениями «детализирующих» и «аппроксимирующих» коэффициентов [8]. В частности, для одномерного сигнала, включающего 256 отсчетов (см. рис. 3(a)), ВП на четырёх уровнях декомпозиции показано на рис. 3(b).

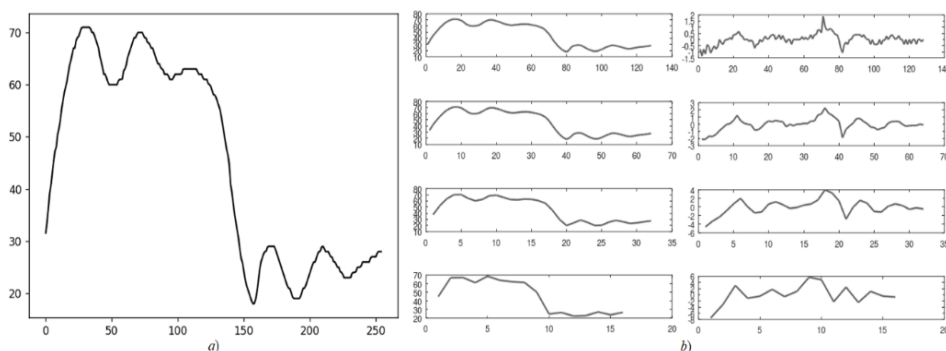


Рис. 3. Одномерный сигнал с 256-ю точками отсчета (a), и его ВП на 4-х уровнях (b)

В данном случае средние величины и стандартные отклонения характеристик (коэффициентов) в каждой полосе фильтрации выбираются в качестве признаков распознавания. Например, для сигнала, представленного на Рис. 3(a), 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 применяется Евклидова метрика вида

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

Преобразование Фурье (ФП) [9]. Распознавание, основанное на применении ФП, предполагает создание спектрального образа для распознаваемого одномерного сигнала [2]. Так, для одномерного сигнала, включающего 256 точек отсчета (см. рис. 3(a)), ФП создает характерный амплитудный спектральный образ (см. Рис. 4), который включает уже 128 точек отсчета.

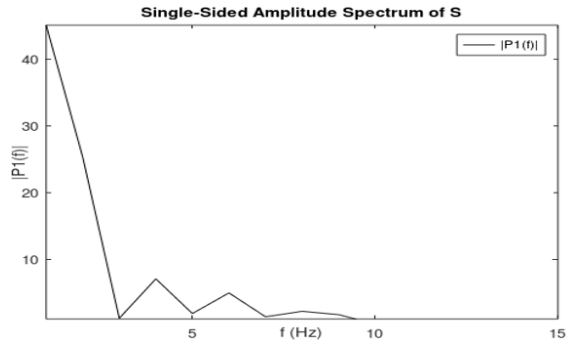


Рис. 4. Амплитудный спектр одномерного сигнала, полученный с применением ФП

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

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

4. Взвешенная аддитивная свертка критериев оценки DW и DF

Взвешенную аддитивную свертку критериев D_W и D_F предлагается строить в виде

$$D = w_1 D_w(x, y) + w_2 D_F(x, y), \quad (3)$$

где w_1 и w_2 весовые коэффициенты критериев (1) и (2), соответственно. Идентификация весов w_k ($k = 1, 2$) проведем на базе искусственно созданных семейств изображений, полученных путем равномерного смещения отдельно взятого эталона.

В качестве эталона i_0 выбрано изображение государственного герба АР размером 100×120 пикселей (см. Рис. 1 (а)). Относительно этого эталона путем последовательного равномерного смещения по горизонтали вправо на шаги $h=2$ и $h=4$ построены два соответствующих семейства изображений $I_2 = \{i_{20}, i_{21}, i_{22}, i_{23}\}$ и $I_4 = \{i_{40}, i_{41}, i_{42}, i_{43}\}$.

Рассмотрим семейство I_2 , которое представлено на Рис. 5. После извлечение признаков распознавания и уменьшения размерности изображений в 6×6 раз, I_2 трансформируется в совокупность изображений im_{2j} ($j = 0 \div 3$), которая представлена на Рис. 6.

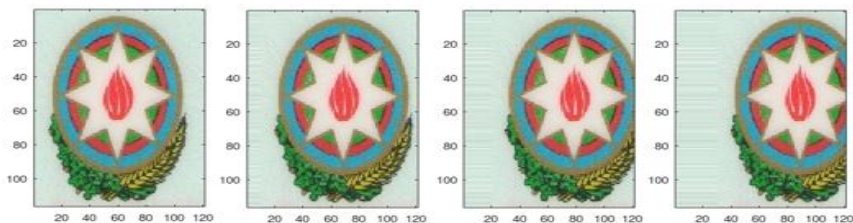


Рис. 5. Искусственное семейство изображений I_2

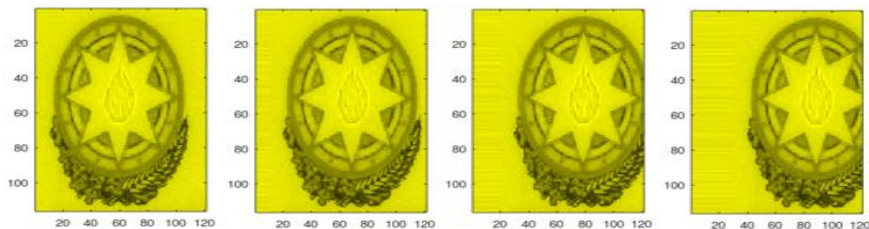


Рис. 6. Совокупность изображений im_{2j} ($j = 0 \div 3$)

После линейризации изображений im_{2j} формируется соответствующая совокупность одномерных сигналов $S_2 = \{s_{20}, s_{21}, s_{22}, s_{23}\}$ с общим числом точек отсчетов (sample point) $SP = 1320$. Данная совокупность представлена на Рис. 7.

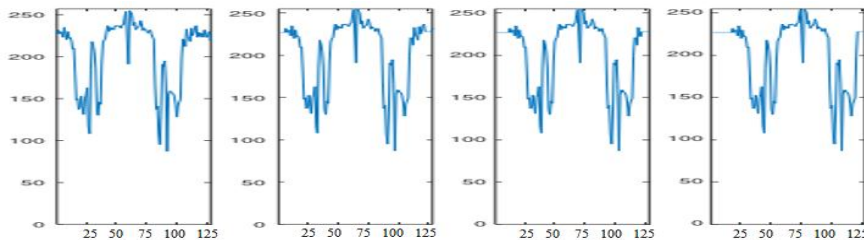


Рис. 7. Совокупность одномерных сигналов S_2

В аналогичной манере для семейства изображений $I_4 = \{i_{40}, i_{41}, i_{42}, i_{43}\}$ строится совокупность одномерных сигналов $S_4 = \{s_{40}, s_{41}, s_{42}, s_{43}\}$.

Прежде чем перейти к процедуре обработки одномерных сигналов и определению весов используемых методов распознавания, введем некоторые понятия и обозначения с учетом длины шага h , являющимся определяющим при искусственном формировании семейства изображений.

Итак, для совокупности, состоящей из N одномерных сигналов будем считать:

- $D_k^h(x, y)$ – расстояние между сигналами ($k=1, m$), где m – число применяемых методов распознавания;

- $R_{ki}^h = \frac{D_k^h(s_i, s_{i+1})}{D_k^h(s_{i-1}, s_i)}$ – отношение между расстояниями от справа стоящего $(i+1)$ -го и от слева стоящего $(i-1)$ -го сигналов до i -го сигнала из совокупности S_h , где $i = 1 \div (N-2)$.

В работах [5-7] на примере распознавания непрерывных (аналоговых) сигналов нами были сформулированы критерии удовлетворительности методов распознавания. Следующие два из этих критериев применяются для определения весов в составе аддитивной свертки, которые определяют приоритетность того или иного метода на различных искусственно созданных семействах одномерных сигналов типа S_2 .

Критерий C_1 (чувствительность метода): для конкретного распознаваемого сигнала Евклидовы расстояния от слева стоящего и от справа стоящего сигналов в совокупности 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. При этом, удовлетворительность метода распознавания с точки зрения соответствия критерию C_1 оценивается величиной $G_k^h = \max_{i=1 \div (N-2)} \{1 - R_{ki}^h\}$.

Критерий C_2 (стабильность метода): с увеличением шага смещений сигналов h точность метода распознавания не может улучшиться, что означает выполнение следующего условия: $R_{ki}^{h_1} < R_{ki}^{h_2}$ при $h_1 < h_2$, где h_1 и h_2 – смещения соответствующих кривых из двух разных семейств; $i = 1 \div (N-2)$; $k = 1 \div m$.

На основе величин максимальных отклонений G_k^2 и G_k^4 рассчитываются так называемые коэффициенты «ухудшения» u_k по формуле

$$u_k = G_k^2 / G_k^4, k = 1, 2. \quad (4)$$

Отметим, что коэффициент u_k отражает «ухудшение» от применения норм расстояния (1) и (2) в процессе распознавания одномерных сигналов из совокупностей S_2 и S_4 . В рассматриваемом случае $N = 4$ и $m = 2$. На совокупностях $S_2 = \{s_{20}, s_{21}, s_{22}, s_{23}\}$ и $S_4 = \{s_{40}, s_{41}, s_{42}, s_{43}\}$ попарные сравнения сигналов с применением метрик (1) и (2) дали результаты, которые 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	4.3817	7.1159	16.449
s_{21}	4.3817	0	8.4153	17.321
s_{22}	7.1159	8.4153	0	13.909
s_{23}	16.449	17.321	13.909	0

Таблица 2. Попарные сравнения сигналов из S_4 с применением метрики (1)

	s_{40}	s_{41}	s_{42}	s_{43}
--	----------	----------	----------	----------

s_{40}	0	7.1159	26.508	34.908
s_{41}	7.1159	0	23.746	32.116
s_{42}	26.508	23.746	0	11.883
s_{43}	34.908	32.116	11.883	0

Таблица 3. Парные сравнения сигналов из S_2 с применением метрики (2)

	s_{20}	s_{21}	s_{22}	s_{23}
s_{20}	0	0.90545	4.0901	11.259
s_{21}	0.90545	0	4.0243	11.199
s_{22}	4.0901	4.0243	0	10.299
s_{23}	11.259	11.199	10.299	0

Таблица 4. Парные сравнения сигналов из S_4 с применением метрики (2)

	s_{40}	s_{41}	s_{42}	s_{43}
s_{40}	0	4.0901	16.91	21.191
s_{41}	4.0901	0	16.185	20.188
s_{42}	16.91	16.185	0	12.202
s_{43}	21.191	20.188	12.202	0

В Таблице 5 представлены величины максимальных отклонений G_k^2 и G_k^4 , а также величины коэффициентов «ухудшения» u_k , рассчитанных по формуле (4).

Таблица 5. Соответствие методов распознавания критерию C_2

Метод	k	G_k^2	G_k^4	u_k
ВП	1	1.5013	2.5125	1.6735
ФП	2	3.4445	2.957	0.8585

Коэффициенты «ухудшения» u_k применяются для идентификации весов критериев оценки в составе аддитивной свертки (3) по следующему принципу:

$$\begin{cases} \frac{w_1}{w_2} = \frac{u_2}{u_1} \\ w_1 + w_2 = 1 \end{cases}$$

Решение этой системы уравнений позволило получить следующие значения для весов критериев оценки (1) и (2): $w_1 = 0.3391$, $w_2 = 0.6609$. Тогда для оценки близости двух сигналов x и y из рассматриваемых совокупностей S_2 и S_4 , формула взвешенной аддитивной свертки (3) будет выглядеть следующим образом

$$D = 0.3391 \cdot D_w(x, y) + 0.6609 \cdot D_F(x, y). \quad (5)$$

На совокупностях S_2 и S_4 попарные сравнения одномерных сигналов с применением взвешенной аддитивной свертки (5) дали результаты, которые сведены в соответствующие Таблицы 6 и 7.

Таблица 6. Попарные сравнения сигналов из S_2 с применением свертки (5)

	S_{20}	S_{21}	S_{22}	S_{23}
S_{20}	0	1.6638	4.7502	12.391
S_{21}	1.6638	0	4.9822	12.534
S_{22}	4.7502	4.9822	0	11.087
S_{23}	12.391	12.534	11.087	0

Таблица 7. Попарные сравнения сигналов из S_4 с применением свертки (5)

	S_{40}	S_{41}	S_{42}	S_{43}
S_{40}	0	4.7502	19.004	24.184
S_{41}	4.7502	0	17.834	22.79
S_{42}	19.004	17.834	0	12.132
S_{43}	24.184	22.79	12.132	0

5. Формирование численного критерия оценки методов распознавания на основе вычислительного эксперимента

В предыдущих разделах мы лаконично описали два хорошо известных методов распознавания с применением вейвлет-преобразования и преобразования Фурье, а также на базе искусственно сформированных двух семейств изображений установили взвешенную аддитивную свертку критериев оценки этих методов, как дополнительный метод распознавания. Далее, с применением вышеописанной процедурой распознавания перечисленные методы применяются для распознавания различных изображений. В качестве таковых выбраны государственный герб АР – emb_1 , смещенный вправо на определенный шаг государственный герб АР – emb_2 , и государственные гербы отдельно взятых стран: emb_3 – Шотландия, emb_4 – Сенегал, emb_5 – Сербия, emb_6 – Сингапур, emb_7 – Словакия, emb_8 – Словения, emb_9 – Южная Африка. Семейство этих изображений $I = \{emb_1, emb_2, emb_3, emb_4, emb_5, emb_6, emb_7, emb_8\}$ представлено на Рис. 8.

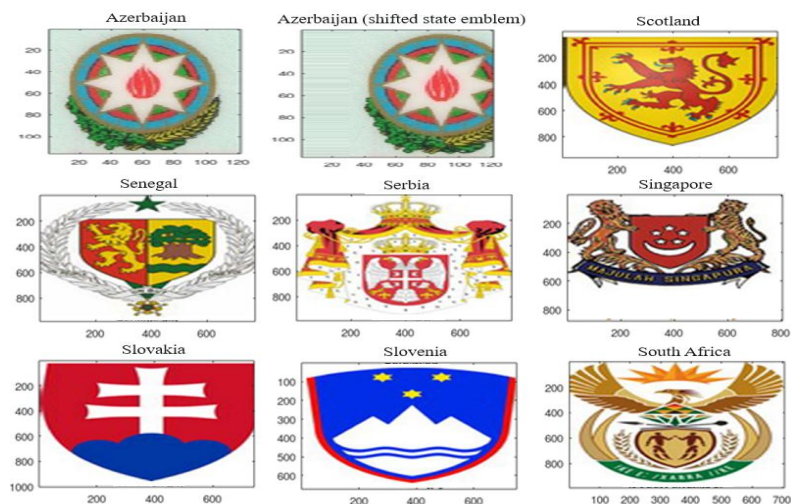


Рис. 8. Государственные гербы отдельно взятых стран

После трансформации изображений emb_j ($j = 1 \div 9$) с применением вышеописанной процедуры, была получена совокупность соответствующих одномерных сигналов $S = \{a_1, a_2, a_3, a_4, a_5, a_6, a_7, a_8\}$. Результаты попарного сравнения этих сигналов с применением трех методов распознавания сведены в соответствующие Таблицы 8, 9 и 10.

Таблица 8. Попарные сравнения сигналов из S с применением метрики (1)

	a_1	a_2	a_3	a_4	a_5	a_6	a_7	a_8	a_9
a_1	0	2.9088	112.57	56.063	131.99	19.011	64.055	135.24	105.42
a_2	2.9088	0	112.7	55.837	132.06	18.562	64.159	135.31	105.63
a_3	112.57	112.7	0	58.298	19.612	94.558	48.568	22.826	8.2622
a_4	56.063	55.837	58.298	0	77.356	37.51	12.699	80.556	51.39
a_5	131.99	132.06	19.612	77.356	0	113.87	67.98	3.6563	27.407
a_6	19.011	18.562	94.558	37.51	113.87	0	46.046	117.09	87.561
a_7	64.055	64.159	48.568	12.699	67.98	46.046	0	71.206	41.613
a_8	135.24	135.31	22.826	80.556	3.6563	117.09	71.206	0	30.601
a_9	105.42	105.63	8.2622	51.39	27.407	87.561	41.613	30.601	0

Таблица 9. Попарные сравнения сигналов из S с применением метрики (2)

	a_1	a_2	a_3	a_4	a_5	a_6	a_7	a_8	a_9
a_1	0	0.69524	40.096	33.165	43.198	32.921	32.265	46.884	37.743
a_2	0.69524	0	40.089	33.132	43.198	32.887	32.248	46.89	37.764
a_3	40.096	40.089	0	42.162	15.723	41.949	22.713	18.405	24.562
a_4	33.165	33.132	42.162	0	46.569	39.777	37.442	50.113	35.815

a_5	43.198	43.198	15.723	46.569	0	45.447	27.44	12.887	26.553
a_6	32.921	32.887	41.949	39.777	45.447	0	36.968	50.446	36.81
a_7	32.265	32.248	22.713	37.442	27.44	36.968	0	29.144	27.183
a_8	46.884	46.89	18.405	50.113	12.887	50.446	29.144	0	31.183
a_9	37.743	37.764	24.562	35.815	26.553	36.81	27.183	31.183	0

Таблица 10. Попарные сравнения сигналов из S с применением метрики (5)

	a_1	a_2	a_3	a_4	a_5	a_6	a_7	a_8	a_9
a_1	0	1.1782	55.906	38.161	62.569	29.886	39.2	66.159	52.508
a_2	1.1782	0	55.929	38.086	62.585	29.762	39.21	66.179	52.569
a_3	55.906	55.929	0	45.682	16.571	53.426	28.354	19.369	21.006
a_4	38.161	38.086	45.682	0	53.286	39.282	32.044	56.755	39.212
a_5	62.569	62.585	16.571	53.286	0	60.373	36.284	10.873	26.739
a_6	29.886	29.762	53.426	39.282	60.373	0	38.949	64.985	47.882
a_7	39.2	39.21	28.354	32.044	36.284	38.949	0	38.321	30.331
a_8	66.159	66.179	19.369	56.755	10.873	64.985	38.321	0	31.056
a_9	52.508	52.569	21.006	39.212	26.739	47.882	30.331	31.056	0

Представленные в Таблицах 8, 9 и 10 результаты попарного сравнения сигналов из S с сигналом a_1 сгруппированы с учетом примененных трех методов распознавания в виде Таблицы 11.

Таблица 11. Итоговые результаты попарного сравнения a_1 с сигналами из S

Сигналы	Методы распознавания		
	ВП	ПФ	Аддитивная свертка
	a_1	a_1	a_1
a_1	0	0	0
a_2	2.9088	0.69524	1.1782
a_3	112.57	40.096	55.906
a_4	56.063	33.165	38.161
a_5	131.99	43.198	62.569
a_6	19.011	32.921	29.886
a_7	64.055	32.265	39.2
a_8	135.24	46.884	66.159
a_9	105.42	37.743	52.508

Как видно из Таблице 11, результаты попарного сравнения, полученные с применением взвешенной аддитивной свертки, хуже соответствующих результатов, полученных с применением ПФ, но лучше, чем результаты, полученные с применением ВП, то есть находятся посередине. Но это и понятно, т.к. в контексте распознавания изображений на базе искусственно сформированных семейств изображений методу Фурье в

составе аддитивной свертки (5) эмпирическим путем был присвоен наибольший вес. Более того, на примере фрагмента Таблицы 11 (см. Таблицу 12) можно заметить, что для отношений R_{32}^k , отражающих пропорцию между сравнительной оценкой сигнала a_3 (изображение герба Шотландии) с сигналом a_1 (изображение герба Азербайджана) и сравнительной оценкой сигнала a_2 (смещенное изображение герба Азербайджана) с сигналом a_1 (герб Азербайджана), где k – порядковый номер метода, имеет место вложение $R_{32}^2 > R_{32}^3 > R_{32}^1$, которое подтверждается следующими расчетами:

$$R_{32}^1 = \frac{112.57}{2.9088} = 39.035; R_{32}^2 = \frac{40.096}{0.69524} = 57.672; R_{32}^3 = \frac{55.906}{1.1782} = 47.450.$$

Таблица 12. Фрагмент Таблицы 11

Методы распознавания	ВП	ПФ	Аддитивная свертка
Сигналы	a_1	a_1	a_1
a_2	2.9088	0.69524	1.1782
a_3	112.57	40.096	55.906
Отношение R_{32}^k	39.035	57.672	47.450

Не трудно заметить, что аналогичная закономерность прослеживается и для остальных отношений вида R_{j2}^k , где $j = 4, 5, \dots, 9$. В частности, заменив в Таблице 11 a_3 на сигнал a_4 , отражающий изображение герба Сенегала, соответственно имеем:

$$R_{42}^1 = \frac{56.063}{2.9088} = 19.274; R_{42}^2 = \frac{33.165}{0.69524} = 47.703; R_{42}^3 = \frac{38.161}{1.1782} = 32.389,$$

что также подтверждает выполнение аналогичных неравенств $R_{42}^2 > R_{42}^3 > R_{42}^1$.

Выявленная закономерность на базе выбранного семейства 9-ти изображений позволяет обобщить эмпирический анализ в виде следующего утверждения.

Утверждение 1: Чем больше величина показателя R_{j2}^k , где $j = 3 \div 9$, тем более точным является k -ый метод распознавания. В этой связи рассмотрим новое семейство, составленное из изображений государственных гербов заявленных стран в совокупности с их смещениями по горизонтали вправо на одинаковые расстояния. Данное семейство представлено на Рис. 9.

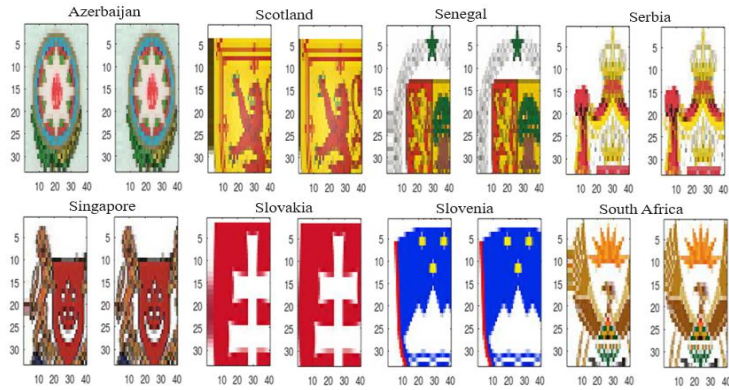


Рис. 9. Семейство изображений гербов с их смещениями по горизонтали

После трансформации изображений из Рис. 9 по привычной процедуре, была получена совокупность соответствующих одномерных сигналов $T = \{t_1, t_{1sh}, t_2, t_{2sh}, t_3, t_{3sh}, t_4, t_{4sh}, t_5, t_{5sh}, t_6, t_{6sh}, t_7, t_{7sh}, t_8, t_{8sh}\}$, где t_1 – герб АР, t_{1sh} – смещенный вправо герб АР, t_2 – герб Шотландии, t_{2sh} – смещенный вправо герб Шотландии, t_3 – герб Сенегала, t_{3sh} – смещенный вправо герб Сенегала, t_4 – герб Сербии, t_{4sh} – смещенный вправо герб Сербии, t_5 – герб Сингапура, t_{5sh} – смещенный вправо герб Сингапура, t_6 – герб Словакии, t_{6sh} – смещенный вправо герб Словакии, t_7 – герб Словении, t_{7sh} – смещенный вправо герб Словении, t_8 – герб Южно-Африканской Республики, t_{8sh} – смещенный вправо герб Южно-Африканской Республики.

Результаты попарного сравнения этих сигналов с применением трех методов распознавания сведены в соответствующие Таблицы 13, 14 и 15.

Таблица 13. Попарные сравнения сигналов из T с применением метрики (1)

	t_1	t_{1sh}	t_2	t_{2sh}	t_3	t_{3sh}	...	t_7	t_{7sh}	t_8	t_{8sh}
t_1	0	2.908 8	113.5 5	112.5 7	57.54 6	56.06 3	...	136.2 4	135.2 4	106.6 7	105.42
t_{1sh}	2.908 8	0	113.6 8	112.7	57.44 7	55.83 7	...	136.3 1	135.3 1	106.8	105.63
t_2	113.5 5	113.6 8	0	1.607 5	57.56 3	59.29 4	...	22.90 5	21.90 1	7.634	9.2083
t_{2sh}	112.5 7	112.7	1.607 5	0	56.56 9	58.29 8	...	23.84 1	22.82 6	7.021	8.2622
t_3	57.54 6	57.44 7	57.56 3	56.56 9	0	4.580 8	...	79.92 2	78.95 7	50.48 3	49.442
t_{3sh}	56.06 3	55.83 7	59.29 4	58.29 8	4.580 8	0	...	81.52 5	80.55 6	52.24 9	51.39
t_4	132.1 1	132.1 4	19.15	20.04 8	75.81 1	77.30 1	...	4.804 6	4.008 9	26.17 9	27.941
t_{4sh}	131.9 9	132.0 6	18.75 2	19.61 2	75.78 9	77.35 6	...	4.683 3	3.656 3	25.91 1	27.407
t_5	25.56	24.72	90.60	89.62	34.22	32.33	...	112.9	111.9	83.69	82.766

	7	1	6	9	9	9		7	9	5	
t_{5sh}	19.01 1	18.56 2	95.52 4	94.55 8	39.27 8	37.51	...	118.0 8	117.0 9	88.61 8	87.561
t_6	65.85 9	65.99 5	47.78 4	46.81 7	12.26 6	14.48 5	...	70.49 2	69.49 7	40.95 8	39.761
t_{6sh}	64.05 5	64.15 9	49.53 3	48.56 8	11.32 4	12.69 9	...	72.20 7	71.20 6	42.70 3	41.613
t_7	136.2 4	136.3 1	22.90 5	23.84 1	79.92 2	81.52 5	...	0	1.099 5	30.06 7	31.602
t_{7sh}	135.2 4	135.3 1	21.90 1	22.82 6	78.95 7	80.55 6	...	1.099 5	0	29.08 4	30.601
t_8	106.6 7	106.8	7.634	7.021	50.48 3	52.24 9	...	30.06 7	29.08 4	0	3.7757
t_{8sh}	105.4 2	105.6 3	9.208 3	8.262 2	49.44 2	51.39	...	31.60 2	30.60 1	3.775 7	0

Таблица 14. Попарные сравнения сигналов из T с применением метрики (2)

	t_1	t_{1sh}	t_2	t_{2sh}	t_3	t_{3sh}	...	t_7	t_{7sh}	t_8	t_{8sh}
t_1	0	0.695 2	40.22 9	40.09 6	33.09 1	33.16 5	...	47.03 3	46.88 4	37.99	37.743
t_{1sh}	0.695 2	0	40.22	40.08 9	33.06 6	33.13 2	...	47.03 9	46.89	38.01 2	37.764
t_2	40.22 9	40.22	0	3.276	42.07 7	42.25 7	...	17.98 1	17.88 4	24.76	24.755
t_{2sh}	40.09 6	40.08 9	3.276	0	41.99 3	42.16 2	...	18.46 2	18.40 5	24.55 9	24.562
t_3	33.09 1	33.06 6	42.07 7	41.99 3	0	4.603 3	...	50.03 2	49.86	36.39 7	35.751
t_{3sh}	33.16 5	33.13 2	42.25 7	42.16 2	4.603 3	0	...	50.28 8	50.11 3	36.5	35.815
t_4	43.20 1	43.20 1	15.33	15.71 8	46.25 8	46.57 5	...	12.74 2	12.87 6	26.18	26.535
t_{4sh}	43.19 8	43.19 8	15.33 7	15.72 3	46.25 5	46.56 9	...	12.76 1	12.88 7	26.19 9	26.553
t_5	31.31 7	31.28 2	41.28 5	40.89	37.39	37.50 5	...	49.48 4	49.29 8	35.33 2	35.365
t_{5sh}	32.92 1	32.88 7	42.41 3	41.94 9	39.63 8	39.77 7	...	50.66 5	50.44 6	36.76 4	36.81
t_6	32.05 7	32.03 9	22.54 6	22.59 9	37.38 1	37.60 1	...	29.00 6	28.91 8	27.07 6	26.899
t_{6sh}	32.26 5	32.24 8	22.70 5	22.71 3	37.30 8	37.44 2	...	29.23 8	29.14 4	27.37 8	27.183
t_7	47.03 3	47.03 9	17.98 1	18.46 2	50.03 2	50.28 8	...	0	1.609 2	31.08 3	31.263

t_{7sh}	46.88 4	46.89	17.88 4	18.40 5	49.86	50.11 3	...	1.609 2	0	31.01 1	31.183
t_8	37.99	38.01 2	24.76	24.55 9	36.39 7	36.5	...	31.08 3	31.01 1	0	4.5875
t_{8sh}	37.74 3	37.76 4	24.75 5	24.56 2	35.75 1	35.81 5	...	31.26 3	31.18 3	4.587 5	0

Таблица 15. Попарные сравнения сигналов из T с применением метрики (5)

	t_1	t_{1sh}	t_2	t_{2sh}	t_3	t_{3sh}	...	t_7	t_{7sh}	t_8	t_{8sh}
t_1	0	1.178 2	56.22 4	55.90 6	38.42 6	38.16 1	...	66.49 5	66.15 9	52.97 2	66.49 5
t_{1sh}	1.178 2	0	56.24 6	55.92 9	38.38 5	38.08 6	...	66.51 4	66.17 9	53.01 8	66.51 4
t_2	56.22 4	56.24 6	0	2.912	45.45 5	45.97 4	...	19.05 6	18.76	21.02 4	19.05 6
t_{2sh}	55.90 6	55.92 9	2.912	0	45.17 3	45.68 2	...	19.63 6	19.36 9	20.73 3	19.63 6
t_3	38.42 6	38.38 5	45.45 5	45.17 3	0	4.598 4	...	56.55 3	56.20 8	39.47	56.55 3
t_{3sh}	38.16 1	38.08 6	45.97 4	45.68 2	4.598 4	0	...	57.10 3	56.75 5	39.93 6	57.10 3
t_4	62.59 8	62.60 3	16.16 3	16.66 3	52.70 5	53.27 8	...	11.01	10.94 2	26.18	11.01
t_{4sh}	62.56 9	62.58 5	16.08 2	16.57 1	52.69 8	53.28 6	...	10.99 9	10.87 3	26.13 6	10.99 9
t_5	30.06 3	29.85	52.04 5	51.52 3	36.70 1	36.37 8	...	63.33 4	62.97 6	45.88 3	63.33 4
t_{5sh}	29.88 6	29.76 2	54	53.42 6	39.55 9	39.28 2	...	65.37 2	64.98 5	48.07 7	65.37 2
t_6	39.43 1	39.44 7	28.05 2	27.88 2	31.90 2	32.55 8	...	38.05 6	37.77 1	30.10 4	38.05 6
t_{6sh}	39.2	39.21	28.55 8	28.35 4	31.63 9	32.04 4	...	38.61 2	38.32 1	30.72 1	38.61 2
t_7	66.49 5	66.51 4	19.05 6	19.63 6	56.55 3	57.10 3	...	0	1.498	30.86 1	0
t_{7sh}	66.15 9	66.17 9	18.76	19.36 9	56.20 8	56.75 5	...	1.498	0	30.59 1	1.498
t_8	52.97 2	53.01 8	21.02 4	20.73 3	39.47	39.93 6	...	30.86 1	30.59 1	0	30.86 1
t_{8sh}	52.50 8	52.56 9	21.36 3	21.00 6	38.73 8	39.21 2	...	31.33 7	31.05 6	4.410 4	31.33 7

Представленные в Таблицах 13, 14 и 15 результаты попарного сравнения сигналов из T с сигналом t_1 сгруппированы с учетом примененных трех методов распознавания в виде Таблицы 16.

Как и в предыдущем случае, результаты попарного сравнения, полученные с применением взвешенной аддитивной свертки, хуже соответствующих результатов, полученных с применением ПФ, но лучше, чем результаты, полученные с применением ВП, то есть также находятся посередине. Более того, на примере фрагмента Таблицы 17 (см. Таблицу 18) можно заметить, что для отношений R_2^k , отражающих пропорцию между сравнительной оценкой сигнала t_2 (изображение герба Шотландии) с сигналом t_1 (изображение герба Азербайджана) и сравнительной оценкой сигнала t_{2sh} (смещенное изображение герба Шотландии) с сигналом t_1 (герб Азербайджана), где k – порядковый номер метода, имеет место вложение $R_2^2 < R_2^3 < R_2^1$, которое подтверждается следующими расчетами:

$$R_2^1 = \frac{113.55}{112.57} = 1.0087; R_2^2 = \frac{40.229}{40.096} = 1.0033; R_2^3 = \frac{56.224}{55.906} = 1.0057.$$

Таблица 16. Результаты попарного сравнения t_1 с другими сигналами из T

Сигналы	Методы распознавания		
	ВП	ПФ	Аддитивная свертка
	t_1	t_1	t_1
t_2	113.55	40.229	56.224
t_{2sh}	112.57	40.096	55.906
t_3	57.546	33.091	38.426
t_{3sh}	56.063	33.165	38.161
t_4	132.11	43.201	62.598
t_{4sh}	131.99	43.198	62.569
t_5	25.567	31.317	30.063
t_{5sh}	19.011	32.921	29.886
t_6	65.859	32.057	39.431
t_{6sh}	64.055	32.265	39.200
t_7	136.24	47.033	66.495
t_{7sh}	135.24	46.884	66.159
t_8	106.67	37.990	52.972
t_{8sh}	105.42	37.743	52.508

Таблица 18. Фрагмент Таблицы 17

Методы распознавания	ВП	ПФ	Аддитивная свертка
Сигналы	t_1	t_1	t_1
t_2	113.55	40.229	56.224
t_{2sh}	112.57	40.096	55.906
Отношение R_2^k	1.0087	1.0033	1.0057

Не трудно заметить, что аналогичная закономерность прослеживается и для остальных отношений вида R_j^k , где $j = 3, 4, \dots, 9$. В частности, заменив в

Таблице 17 t_2 на сигнал t_3 , отражающий изображение герба Сенегала, соответственно имеем:

$$R_3^1 = \frac{57.546}{56.063} = 1.0265; R_3^2 = \frac{33.165}{33.091} = 1.0022; R_3^3 = \frac{38.426}{38.161} = 1.0069,$$

что также подтверждает выполнение аналогичных неравенств $R_3^2 < R_3^3 < R_3^1$.

Выявленная закономерность на базе выбранного семейства 16-ти изображений позволяет обобщить эмпирический анализ в виде следующего утверждения.

Утверждение 2: Чем меньше величина показателя R_j^k , где $j = 2 \div 8$, тем более точным является k -ый метод распознавания.

Таким образом, предлагаемый подход можно применять к различным семействам изображений для большего числа методов распознавания, и в каждом случае генерировать соответствующие численные критерии для оценки точности применяемых методов.

6. Заключение

В статье предложен принципиально новый подход к формированию критерия численной оценки адекватности методов распознавания, которые были верифицированы на примерах искусственных семейств изображений, отражающих государственные гербы отдельно выбранных стран. Экспериментальные расчеты с использованием методов распознавания с вейвлет и Фурье преобразованиями, а также их взвешенной аддитивной свертки, подтвердили достоверность подхода, установив при этом приоритетность метода Фурье над остальными в конкретном рассматриваемом случае.

Приведенные в статье расчеты получены с применением авторского программного обеспечения к.ф.-м.н, доцента А.Б. Керимова, которое применялось в [7, 8, 9] и в написании ряда других рецензируемых статей под руководством д.т.н., профессора Рзаева Р.Р.

Литература

1. Charles K. Chui. An introduction to wavelets. Department of mathematics Texas A&M University College Station, Academic Press, Texas, (1992).
2. Hindarto H., Anshory I., Efiyanti A. Feature extraction of heart signals using fast Fourier transform. UNEJ e-Proceeding, (2024), pp.165-167. <https://jurnal.unej.ac.id/index.php/prosiding/article/view/4187>
3. Kerimov A.B. Accuracy comparison of signal recognition methods on the example of a family of successively horizontally displaced curves. Informatics and Control Problems, V.42, N.2, (2022), pp.80–91.

4. Kerimov A.B. Comparison of some signal recognition methods for their adequacy, Proceedings of the 8-th International Conference on Control and optimization with industrial applications, V.I, (2022), Baku, Azerbaijan.
5. Rzayev R.R., Kerimov A.B. Comparison of signal recognition methods by combined use of appropriate evaluation criteria within the additive convolution. Problems of Information Society, V.4, N.2, (2023), pp.24–31.
6. Rzayev R.R., Kerimov A.B. Signal recognition by using additive convolution criteria, Proceedings of IAM, V.12, N.1, (2023), pp.52–64.
7. Rzayev R.R., Kerimov A.B. Signal recognition using weighted additive convolution of evaluation criteria. The Springer Series “Lecture Notes in Net-works and Systems”, V.758, N.2, (2023), pp.407–416.
8. Saraswat S., Srivastava G., Sachchidanand N. Wavelet transform based feature extraction and classification of atrial fibrillation arrhythmia. Biomed Pharmacoi Journal, V.10, N.4, (2024), <http://biomedpharmajournal.org/?p=17470>.
9. Serov V. Fourier series, Fourier transform and their applications to mathematical physics, Applied Mathematical Sciences, Springer, Heidelberg, V.197, (2017).

FORMATION OF A NUMERICAL CRITERION FOR ASSESSING THE ADEQUACY OF IMAGE RECOGNITION METHODS USING EMPIRICAL DATA ANALYSIS

O.A. Aliyev^{1,2}

¹Institute of Control Systems of the Ministry of Science and Education of the Republic of Azerbaijan, Baku, Azerbaijan

²Baku State University, Baku, Azerbaijan
e-mail: orkhanali@bk.ru

Abstract. Based on the computational experiment, the article formulates an approach to assessing the adequacy of recognition methods on various classes of images. The methods with the use of wavelet transform and Fourier transform, as well as weighted additive convolution of the evaluation criteria used by these methods, are selected as the evaluated recognition methods. To identify the corresponding weights in the additive convolution, the criteria for assessing the quality of recognition are used on two sets of one-dimensional signals compiled after linearization of the corresponding families of images formed by uniformly shifting the standard to the right horizontally by different steps, respectively. The derivation of a numerical evaluation criterion for comparing the declared recognition methods is carried out empirically on the basis of artificially generated families of images reflecting the state emblems of separately selected countries. Two numerical criteria for assessing the accuracy of the declared recognition methods on specific families of images are experimentally established and verified.

Key words: Image recognition, wavelet transform, Fourier transform, additive convolution, one-dimensional signal, numerical evaluation criterion.

References

1. Charles K. Chui. An introduction to wavelets. Department of mathematics Texas A&M University College Station, Academic Press, Texas, (1992).
2. Hindarto H., Anshory I., Efiyanti A. Feature extraction of heart signals using fast Fourier transform. UNEJ e-Proceeding, (2024), pp.165-167. <https://jurnal.unej.ac.id/index.php/prosiding/article/view/4187>.
3. Kerimov A.B. Accuracy comparison of signal recognition methods on the example of a family of successively horizontally displaced curves. Informatics and Control Problems, V.42, N.2, (2022), pp.80–91.
4. Kerimov A.B. Comparison of some signal recognition methods for their adequacy, Proceedings of the 8-th International Conference on Control and optimization with industrial applications, V.I, (2022), Baku, Azerbaijan.
5. Rzaev R.R., Kerimov A.B. Comparison of signal recognition methods by combined use of appropriate evaluation criteria within the additive convolution. Problems of Information Society, V.14, N.2, (2023), pp.24–31.
6. Rzaev R.R., Kerimov A.B. Signal recognition by using additive convolution criteria, Proceedings of IAM, V.12, N.1, (2023), pp.52–64.
7. Rzaev R.R., Kerimov A.B. Signal recognition using weighted additive convolution of evaluation criteria. The Springer Series “Lecture Notes in Net-works and Systems”, V.758, N.2, (2023), pp.407–416.
8. Saraswat S., Srivastava G., Sachchidanand N. Wavelet transform based feature extraction and classification of atrial fibrillation arrhythmia, Biomed Pharmacoi Journal, V.10, N.4, (2024), <http://biomedpharmajournal.org/?p=17470>.
9. Serov V. Fourier series, Fourier transform and their applications to mathematical physics, Applied Mathematical Sciences, Springer, Heidelberg, V.197, (2017).