

РАСПОЗНАВАНИЕ СИГНАЛОВ С ПРИМЕНЕНИЕМ ВЗВЕШЕННОЙ АДДИТИВНОЙ СВЁРТКИ КРИТЕРИЕВ

Р.Р. Рзаев¹, А.Б. Керимов¹

¹Институт Систем Управления Министерства Науки и Образования
Азербайджанской Республики, Баку, Азербайджан
e-mail: raminrza@yahoo.com, a.k.etn00001@gmail.com

Абстракт. Существующие методы распознавания сигналов имеют как свои преимущества, так и недостатки, которые проявляются при распознавании сигналов из классов, определяемых разными характерными эталонами. Поэтому для сигналов из различных классов показатели качества распознавания тем или иным методом могут существенно отличаться. Возникает необходимость в создании более сбалансированного метода, способного обеспечивать устойчивость в качестве распознавания. В качестве метода распознавания сигналов с применением евклидовой метрики в статье предлагается использовать взвешенную аддитивную свертку критериев близости сигналов. Проведенные расчеты показали, что на примерах различных классов сигналов данный подход обеспечивает более лучший учет амплитудных характеристик и пространственную характеристику кривых, отражающих соответствующие сигналы.

Ключевые слова: распознавание сигналов, метод распознавания, евклидова метрика, аддитивная свертка.

AMS Subject Classification: 94D05, 93C42.

1. Введение

В работах [1,2] нами были рассмотрены некоторые известные методы распознавания сигналов, точности которых сравнивались на базе искусственно сформированных последовательно смещенных сигналов. Отмечалось, что каждый из анализируемых методов распознавания в силу своей характерной особенности отвечает на вопрос близости сигналов по двум основным позициям: по амплитудным характеристикам кривых, отражающих сигналы, или по их направленности в пространстве, определяемой соответствующими значениями производных первого и второго порядков. Так, например, при распознавании с применением евклидова расстояния используется только амплитудная характеристика сигналов. В то же время, метод производной динамической трансформации шкалы времени DDTW (Derivative Dynamic Time Warping) [3] использует только характеристику сигналов, связанную с пространственной направленностью кривых сигналов (значения производных первого порядка). В частности, первая производная сигнала используется при решении многих

задачах распознавания [4-6]. В обзорной статье [4] с применением производной 1-го порядка анализируются методы распознавания сигналов, полученных от спектрометров в контексте решения биологических задач. В [5] производные 1-го порядка применяются для корректировки базовой линии сигнала, а также удаления скачков сигналов, полученных от спектрометров. В [6] с применением производной 1-го порядка рассматриваются вопросы, связанные с появлением различных помех после дискретизации аналогового сигнала.

Исходя из существующих наработок в предметной области, становится очевидна важность и актуальность дальнейшего исследования методов распознавания сигналов. В данной статье предлагается применять подход к распознаванию сигналов, основанный на аддитивной свертке четырех критериев оценки близости сигналов с применением евклидовой метрики. Для продвижения этой идеи в качестве распознаваемых сигналов рассматривается искусственно сформированное семейство последовательно смещенных кривых, которое уже применялось нами в [1, 2] для оценок некоторых известных методов распознавания сигналов на их адекватность.

2. Критерии оценки близости сигналов

На предварительной стадии распознавания сигналов, как правило, выявляются основные признаки распознавания и на их основе производится выбор соответствующей нормы расстояния. Далее осуществляется процедура распознавания посредством сравнения распознаваемых сигналов с эталоном путем вычисления попарных расстояний между ними на основе выбранной метрики.

Выбор признаков распознавания зависит от характера решаемой задачи (семейства распознаваемых сигналов) и применяемого подхода. Тем не менее, во всех случаях в качестве базовых норм расстояния между сигналами используется евклидова метрика. Так, для формирования взвешенной аддитивной свертки в качестве критериев оценки выбраны четыре нормы расстояния, с использованием которых применяются известные методы распознавания сигналов: амплитудный метод, метод с применением первых производных (DDTW – Derivative Dynamic Time Warping), Вейвлет-преобразование и метод Фурье). При этом, для каждого из перечисленных методов определяются соответствующие признаки распознавания.

Амплитудный метод распознавания (AMP). В качестве признаков распознавания выбираются значения точек отсчетов. В частности, если для двух произвольных сигналов x и y отсчетами являются соответственно точки a_i и b_i ($i = 0, 1, \dots, N$), тогда в качестве нормы расстояния между ними выбирается евклидова метрика в виде

$$D_1(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^N (a_i - b_i)^2} . \quad (1)$$

Метод распознавания DDTW. В качестве признаков распознавания выбираются значения первых производных в точках отсчётов. В дискретном случае, в качестве производной первого порядка принимается выражение [7]: $\dot{a}(i) = [a(i) - a(i-1)]/T$, где $a(i) = a(iT)$, $i = 0, 1, \dots, N$; T – период дискретизации аналогового сигнала a . В частности, если для двух произвольных сигналов x и y отсчётами являются соответственно значения первых производных p_i и q_i ($i = 0, 1, \dots, N$), тогда в качестве нормы расстояния между ними выбирается евклидова метрика

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

Вейвлет-преобразование (ВП). Согласно этому методу распознавания каждый сигнал декомпозируется на высокочастотные и низкочастотные составляющие. Причем, каждая составляющая характеризуется значениями так называемых детализирующих и аппроксимирующих коэффициентов. Например, для представленного на рис. 1(a) сигнала, включающего 256 отсчетов, ВП на четырёх уровнях выглядит так, как показано на рис. 1(b).

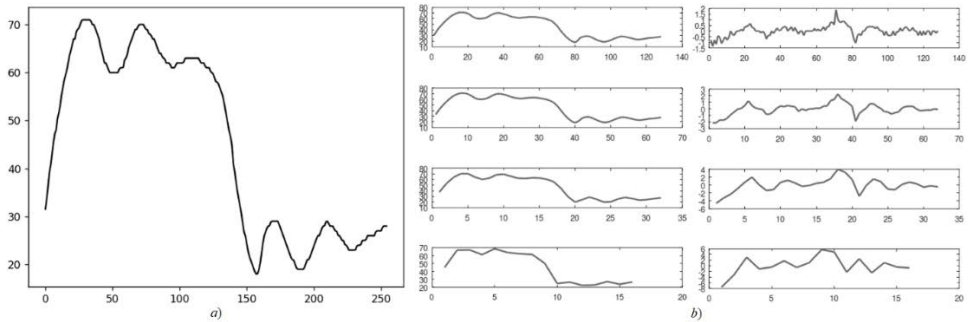


Рис. 1. Сигнал, включающий 256 отсчетов (a), и его ВП на 4-х уровнях (b)

Здесь в качестве признаков распознавания выбираются средние величины характеристик (коэффициентов) в каждой полосе фильтрации. В рассматриваемом случае (см. рис. 1(b)), где выбраны четыре уровня декомпозиции, имеют место восемь значений распознаваемых признаков [8, 9]. Полагая для двух произвольных сигналов x и y средние значения и стандартные отклонения коэффициентов в высокочастотных и низкочастотных полосах соответственно через $H_{1i}, L_{1i}, H_{2i}, L_{2i}$, ($i = 0, 1, \dots, N$), где N – число уровней разложения, в качестве нормы расстояния выбрана евклидова метрика

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

Фурье-преобразование (ФП). Применение ФП подразумевает создание спектрального образа для распознаваемого сигнала. В частности,

для сигнала, включающего 256 точек отсчета (см. рис. 1(a)), ФП формирует соответствующий амплитудный спектральный образ (см. рис. 2), включающий 128 точек отсчета.

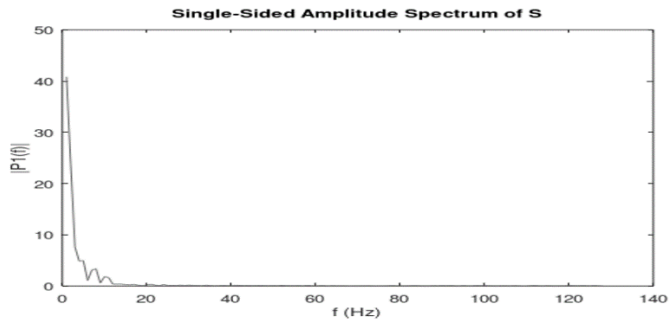


Рис. 2. Амплитудный спектр сигнала, полученный с применением ФП

При применении ФП в качестве признаков распознавания рассматриваются переменные амплитудного спектра [10], которые в общем виде для двух сигналов обозначим через f_{1i} и f_{2i} ($i = 0, 1, \dots, N$), где N число переменных. В этом случае, в качестве нормы расстояния между двумя произвольными сигналами x и y выбирается следующая евклидова метрика

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

Таким образом, для распознавания сигналов предлагается использовать взвешенную аддитивная свертку критериев (ВАСК) близости $D_k(x, y)$ в виде

$$D = \sum_{k=1}^4 w_k D_k(x, y) . \quad (5)$$

где w_k – веса критериев оценки, отражающие вклад каждой из вышеупомянутых метрик (1) – (4) в решении поставленной задачи.

Для идентификации весов w_k , которые априори должны удовлетворять условиям: $\sum_{k=1}^4 w_k = 1$, $0 \leq w_k \leq 1$, в индивидуальном порядке рассматривается применение упомянутых методов распознавания сигналов на примере единого класса кривых. В качестве такого класса нами выбрано искусственное семейство, образованное путем равномерного смещения кривых по горизонтали. Общий анализ результатов распознавания проводится на основе 4-х критериев оценки адекватности упомянутых методов, которые сформулированы нами в [1, 2] следующим образом.

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

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

Очевидно, что веса критериев оценки коррелируют с результатами распознавания, то есть находятся в определенной пропорции с результатами, полученными с применением указанных методов распознавания по отдельности. Поэтому, в качестве основной парадигмы нами выбрано следующее утверждение: во сколько раз будут отличаться результаты распознавания с применением того или иного метода, во столько раз будут отличаться соответствующие им весовые коэффициенты в составе аддитивной свертки (5). Исходя из этой парадигмы, идентификация весов w_k осуществляется на основе двух критериев оценки методов распознавания: Критерия 2 (чувствительность) и Критерия 4 (стабильность).

3. Анализ результатов распознавания

Для формирования семейства распознаваемых сигналов в качестве базового (эталонного) выбран сигнал s_0 . Распознаваемые сигналы строятся относительно него путем последовательного равномерного смещения по горизонтали [1]. Выбирая в качестве шага h смещение на 10 единиц, получаем искусственное семейство из семи последовательно смещенных по горизонтали сигналов $S_{10} = \{s_0, s_1, s_2, \dots, s_6\}$, которое представлено на Рис. 3.

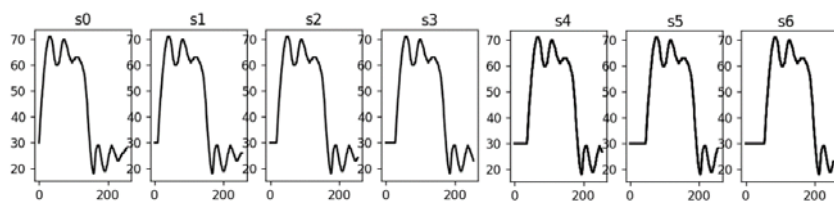


Рис. 3. Эталон s_0 и семейство распознаваемых сигналов $S_{10} = \{s_0, s_1, s_2, \dots, s_6\}$

С учетом шага h , являющимся определяющим при искусственном формировании семейства кривых, введем соответствующие обозначения:

- расстояние между сигналами, как $D_k^h(x, y)$, $k = \overline{1, 4}$;

- для каждого $i = 1 \div 5$ отношения между смежными расстояниями (то есть между расстояниями от справа стоящего $(i+1)$ -го и от слева стоящего $(i-1)$ -го сигналов до i -го сигнала), как $R_{ki}^h = \frac{D_k^h(s_i, s_{i+1})}{D_k^h(s_{i-1}, s_i)}$, $k = \overline{1, 4}$.

В принятых обозначениях удовлетворительность методов на предмет соответствия Критериям 2 и 4 можно сформулировать в следующем виде:

- адекватность метода распознавания на предмет соответствия критерию 2 оценивается на основе величины максимального отклонения, устанавливаемой в виде: $C_k^h = \max_{i=1 \div 5} \{1 - R_{ki}^h\}$, $k = 1 \div 4$;
- адекватность метода распознавания на предмет соответствия критерию 4 оценивается на основе выполнения условия $R_{ki}^{h_1} < R_{ki}^{h_2}$ при выполнении $h_1 < h_2$, где h_1 и h_2 – шаги смещений кривых (например, по горизонтали) в двух разных семействах распознаваемых сигналов; $i = 1 \div 5$; $k = 1 \div 4$.

Попарное сравнение сигналов из семейства $S_{10} = \{s_0, s_0, s_1, \dots, s_6\}$ с применением метрик (1) – (4) дало результаты, которые в достаточной мере удовлетворяют Критерию 2. Подтверждением тому являются сравнительные оценки, помещенные в Таблицах 1 – 4, а также последующие расчеты.

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

	s_0	s_1	s_2	s_3	s_4	s_5	s_6
s_0	0	113.10	197.99	252.89	291.48	328.66	367.74
s_1	113.10	0	112.96	197.67	252.69	291.45	328.64
s_2	197.99	112.96	0	112.80	197.58	252.59	291.41
s_3	252.89	197.67	112.80	0	112.66	197.16	252.39
s_4	291.48	252.69	197.58	112.66	0	112.24	196.89
s_5	328.66	291.45	252.59	197.16	112.24	0	112
s_6	367.74	328.64	291.41	252.39	196.89	112	0

Таблица 2. Попарные сравнения сигналов с применением метрики (2)

	s_0	s_1	s_2	s_3	s_4	s_5	s_6
s_0	0	15.572	21.303	21.575	19.527	18.680	19.658
s_1	15.572	0	15.490	21.243	21.461	19.405	18.609
s_2	21.303	15.490	0	15.441	21.136	21.401	19.326
s_3	21.575	21.243	15.441	0	15.287	21.046	21.341
s_4	19.527	21.461	21.136	15.287	0	15.199	20.800
s_5	18.680	19.405	21.401	21.046	15.199	0	14.925
s_6	19.658	18.609	19.326	21.341	20.800	14.925	0

Таблица 3. Попарные сравнения сигналов с применением метрики (3)

	s_0	s_1	s_2	s_3	s_4	s_5	s_6
s_0	0	47.200	91.698	134.15	178.20	223.49	267.04
s_1	47.200	0	45.804	90.048	135.27	181.64	226.26

s_2	91.698	45.804	0	46.112	93.499	141.03	185.51
s_3	134.15	90.048	46.112	0	49.772	98.313	141.90
s_4	178.20	135.27	93.499	49.772	0	49.025	93.822
s_5	223.49	181.64	141.03	98.313	49.025	0	47.586
s_6	267.04	226.26	185.51	141.90	93.822	47.586	0

Таблица 4. Попарные сравнения сигналов с применением метрики (4)

	s_0	s_1	s_2	s_3	s_4	s_5	s_6
s_0	0	0.51072	0.92713	1.38810	1.60620	1.58330	1.65850
s_1	0.51072	0	0.75580	1.28820	1.59980	1.56370	1.61820
s_2	0.92713	0.75580	0	1.04720	1.46540	1.47470	1.52160
s_3	1.38810	1.28820	1.04720	0	0.91938	1.02530	1.11600
s_4	1.60620	1.59980	1.46540	0.91938	0	0.46027	0.79208
s_5	1.58330	1.56370	1.47470	1.02530	0.46027	0	0.71235
s_6	1.65850	1.61820	1.52160	1.11600	0.79208	0.71235	0

В Таблицах 5 и 6 представлены значения отношений смежных расстояний R_{ki}^{10} и R_{ki}^{20} , а также величины максимальных отклонений G_k^{10} и G_k^{20} для двух базовых семейств кривых S_{10} и S_{20} , построенных, соответственно, путем равномерного смещения кривых по горизонтали на шаг $h_1 = 10$ и шаг $h_2 = 20$.

Таблица 5. Показатели выполнения критериев 2 и 4 на базе семейства S_{10}

Метод распознавания	k	R_{k1}^{10}	R_{k2}^{10}	R_{k3}^{10}	R_{k4}^{10}	R_{k5}^{10}	G_k^{10}
АМР	1	0.99883	0.99851	0.99878	0.99625	0.99789	0.0037495
DDTW	2	0.99611	0.99743	0.99162	0.99650	0.98405	0.0159500
ВП	3	0.97043	1.00670	1.07940	0.98498	0.97066	0.0793870
ФП	4	1.47990	1.38550	0.87795	0.50063	1.54770	0.5476600

Таблица 6. Показатели выполнения критериев 2 и 4 на базе семейства S_{20}

Метод распознавания	k	R_{k1}^{20}	R_{k2}^{20}	R_{k3}^{20}	R_{k4}^{20}	R_{k5}^{20}	G_k^{20}
АМР	1	0.99794	0.99640	0.98876	0.98694	0.98181	0.018188
DDTW	2	0.99385	0.98399	0.97312	0.94591	0.85461	0.145390

ВП	3	1.03360	0.98548	1.06750	0.93302	1.07780	0.077800
ФП	4	1.49200	0.81074	1.95100	0.38305	2.02400	1.024000

Далее, на основе величин максимальных отклонений G_k^{10} и G_k^{20} (см. Таблицы 5 и 6), рассчитываются коэффициенты u_k , отражающие так называемые «ухудшения» от применения норм расстояния D_k в процессе распознавания сигналов из искусственных семейств S_{10} и S_{20} . Расчет этих коэффициентов проводится следующим образом:

$$u_1 = \frac{G_1^{20}}{G_1^{10}} = \frac{0.018188}{0.0037495} = 4.8508;$$

$$u_2 = \frac{G_2^{20}}{G_2^{10}} = \frac{0.14539}{0.01595} = 9.1154;$$

$$u_3 = \frac{G_3^{20}}{G_3^{10}} = \frac{0.0778}{0.079387} = 0.9800;$$

$$u_4 = \frac{G_4^{20}}{G_4^{10}} = \frac{1.024}{0.54766} = 1.8698.$$

Найденные значения коэффициентов u_k , отражающих так называемые «ухудшения» соответствующих норм D_k , применяются для идентификации весов соответствующих методов, как критериев оценки в составе аддитивной свертки (5), по следующему принципу:

$$\begin{cases} \frac{w_k}{w_l} = \frac{u_l}{u_k}, \text{ if } k, l = 2, 3, 4; \\ \sum_{k=1}^4 w_k = 1. \end{cases} \quad (6)$$

В результате решения системы уравнений (6) получены следующие значения весов критериев оценки: $w_1 = 0.11018$, $w_2 = 0.058632$, $w_3 = 0.54535$, $w_4 = 0.28584$. Тогда для оценки близости двух сигналов x и y из рассматриваемых классов кривых, формула взвешенной аддитивной свертки (5) будет выглядеть как

$$D = 0.11018 \cdot D_1(x, y) + 0.058632 \cdot D_2(x, y) + 0.54535 \cdot D_3(x, y) + 0.28584 \cdot D_4(x, y) \quad (7)$$

Далее, полученная свертка (7) протестирована на семействах кривых $S_h = \{s_0, s_1, s_2, \dots, s_6\}$, где в каждом случае s_0 является эталонным сигналом, относительно которого формируются эти семейства путем последовательного смещения на шаги $h = 5, 10, 15, 20, 30$. В частности, для каждого семейства кривых с применением упомянутых методов распознавания, включая взвешенную аддитивную свертку (7), получены величины максимальных отклонений от единицы отношений смежных расстояний, которые сведены в Таблицу 7.

Таблица 7. Величины максимальных отклонений от единицы отношений смежных расстояний между точками отсчета кривых из семейств S_h

Метод распознавания	k	G_k^5	G_k^{10}	G_k^{15}	G_k^{20}	G_k^{30}
АМР	1	0.00069881	0.0037495	0.013154	0.018188	0.25759
DDTW	2	0.00390210	0.0159500	0.020242	0.145390	0.14935
ВП	3	0.01730900	0.0793870	0.132200	0.077800	0.46902
ФП	4	0.37622000	0.5476600	1.043600	1.024000	2.86460
ВАСК (7)		0.01148900	0.0500170	0.098663	0.056458	0.39412

Как видно из Таблицы 7 и соответствующему Рис. 4, для всех семейств кривых S_h ($h = 5, 10, 15, 20, 30$) свертка (7) демонстрирует меньшие отклонения от единицы, чем имеющий наибольший вес (0.54535) критерий оценки близости по методу ВП.

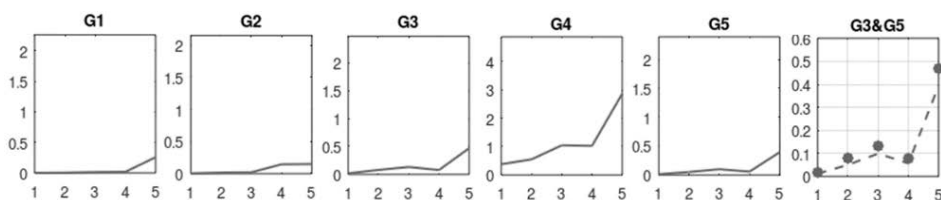


Рис. 4. Демонстрация отклонений от единицы отношений смежных расстояний между точками отсчета кривых из семейств S_h

Предложенный подход апробирован на примере других семейств кривых, построенных аналогичным образом на базе эталонного сигнала c_0 (см. Рис. 5), который, как не трудно заметить, принципиально отличается от s_0 .

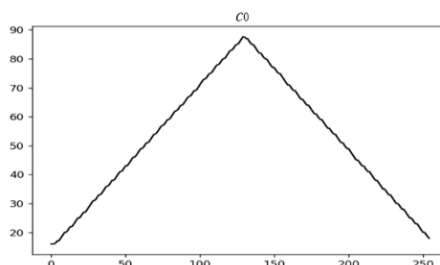


Рис. 5. Базовый сигнал c_0 для построения искусственных семейств кривых

Дальнейший анализ предлагаемого метода распознавания на основе взвешенной аддитивной свертки критериев оценки близости продолжим на базе двух других искусственных семейств сигналов $C_5 = \{c_0, c_1, c_2, \dots, c_6\}$ и $C_{10} = \{c_0, c_1, c_2, \dots, c_6\}$, построенных путем последовательного равномерного смещения сигналов на шаги $h = 5$ и $h = 10$, соответственно. На основе

аналогичных предыдущему случаю расчетов, были определены величины максимальных отклонений от единицы отношений смежных расстояний между кривыми из семейств C_5 и C_{10} , которые сведены в Таблицу 8.

Таблица 8. Величины максимальных отклонений от единицы отношений смежных расстояний между точками отсчета кривых из семейств C_5 и C_{10}

Метод распознавания	k	G_k^5	G_k^{10}
АМР	1	0.010082	0.021531
DDTW	2	0.013796	0.023892
ВП	3	0.051320	0.109440
ФП	4	0.688910	0.806350
BACK (7)		0.010082	0.021531

Как и в предыдущем случае, на основе величин максимальных отклонений отношений смежных расстояний были установлены коэффициенты «ухудшения», что позволило для заданного класса распознаваемых сигналов идентифицировать веса критериев оценки близости в составе аддитивной свертки (5) в виде следующих чисел: $w_1 = 0.19766$, $w_2 = 0.24375$, $w_3 = 0.19795$, $w_4 = 0.36064$. В результате, формула взвешенной аддитивной свертки будет выглядеть в следующем виде

$$D = 0.19766 \cdot D_1(x, y) + 0.24375 \cdot D_2(x, y) + 0.19795 \cdot D_3(x, y) + 0.36064 \cdot D_4(x, y). \quad (8)$$

Далее, полученная свертка (8) протестирована на семействах кривых $C_h = \{c_0, c_1, c_2, \dots, c_6\}$, где в каждом случае c_0 является эталонным сигналом, относительно которого формируются эти семейства путем последовательного смещения на шаги $h= 5, 10, 15, 20, 30$. В частности, для каждого семейства кривых с применением упомянутых методов распознавания, включая взвешенную аддитивную свертку (8), получены величины максимальных отклонений от единицы отношений смежных расстояний между соответствующими точками отсчета кривых, которые сведены в Таблицу 9.

Таблица 9. Величины максимальных отклонений от единицы отношений смежных расстояний между точками отсчета кривых из семейств C_h

Метод распознавания	k	G_k^5	G_k^{10}	G_k^{15}	G_k^{20}	G_k^{30}
АМР	1	0.010082	0.021531	0.039536	0.065291	0.11418
DDTW	2	0.013796	0.023892	0.018411	0.027104	0.28476
ВП	3	0.051320	0.109440	0.271830	0.212770	0.38641
ФП	4	0.688910	0.806350	0.838810	0.829050	0.84601
BACK (8)		0.024082	0.052365	0.112500	0.109440	0.18649

Как видно из Таблицы 9 и соответствующему Рис. 6, для всех семейств кривых C_h ($h = 5, 10, 15, 20, 30$) свертка (8) демонстрирует меньшие отклонения от единицы, чем имеющий наибольший вес (0.36064) критерий оценки близости по методу ФП.

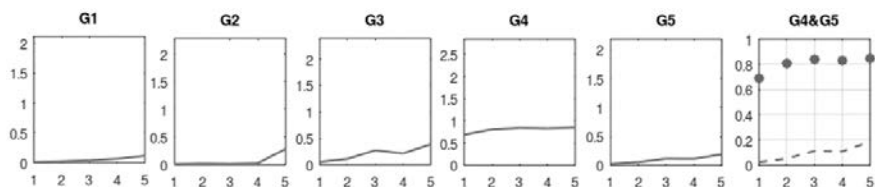


Рис. 6. Демонстрация отклонений от единицы отношений смежных расстояний между точками отсчета кривых из семейств C_h

4. Заключение

Теоретические предпосылки для создания метода с применением взвешенной аддитивной свёртки критериев близости оправдали себя численными экспериментами. Численные эксперименты показали, что каждый метод можно адаптировать для конкретно заданного класса, при этом полученный метод свертки показывает лучшие результаты, чем метод имеющий наибольший вес критерий оценки близости.

Литература

1. 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, 24-26 August, 2022 Baku, Azerbaijan.
2. 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.
3. Keogh E.J., Pazzani M.J. Derivative Dynamic Time Warping. <https://epubs.siam.org/doi/epdf/10.1137/1.9781611972719.1>
4. Santos M.C.D., Morais C.L.M., Nascimento Y.M., Araujo J.M.G., Lima K.M.G., Spectroscopy with computational analysis in biological studies: a decade (2006–2016), TrAC Trends Anal Chem., V.97, 2017, pp.244-256. doi: 10.1016/j.trac.2017.09.015.
5. Yuanjie Liu, Jianhan Lin. A general-purpose signal processing algorithm for biological profiles using only first-order derivative information, Open Access BMC Bioinformatics, 20:611, 2019.
6. Leszek Cedro, Dariusz Janecki, Determining of signal derivatives in identification problems, FIR Differential Filters, Acta Montanistica Slovaca Rocník, V.16, N.1, 2011, pp.47-54.

7. Новожилов Б.М. Вычисление производной аналогового сигнала в программируемом логическом контроллере, Аэрокосмический научный журнал МГТУ им. Н.Э. Баумана, Электрон. журн., N.4, 2016, с.1-12 (In Russian).
8. Saraswat S., Srivastava G., Sachchidanand N.S. Wavelet Transform Based Feature Extraction and Classification of Atrial Fibrillation Arrhythmia, Biomed Pharmacol J., V.10, N.4, 2017.
9. Minrong Zhao, Qiao Chai, Shanwen Zhang. A Method of Image Feature Extraction Using Wavelet, International Conference on Intelligent Computing, ICIC 2009: Emerging Intelligent Computing Technology and Applications, pp.187–192.
10. Hindarto H., Anshory I., Efiyanti A. Feature Extraction of Heart Signals using Fast Fourier Transform, Proceeding The 1st IBSC: Towards the Extended Use of Basic Science for Enhancing Health, Environment, Energy and Biotechnology ISBN: 978-602-60569-5-5.

SIGNAL RECOGNITION USING WEIGHTED ADDITIVE CONVOLUTION OF CRITERIA

R.R. Rzayev¹, A.B. Kerimov¹

¹Institute of Control Systems of the Ministry of Science and Education of the Republic of Azerbaijan, Baku, Azerbaijan
e-mail: raminrza@yahoo.com , a.k.etn00001@gmail.com

Abstract. Existing signal recognition methods have both their advantages and disadvantages, which are found when recognizing signals from classes defined by different characteristic standards. Therefore, for signals from different classes, the indicators of recognition quality by one method or another can differ significantly. There is a need to create a more balanced method that can provide stability in the quality of recognition. As a method of signal recognition, the article using the Euclidean metric is proposed to use a weighted additive convolution of signal proximity criteria. The performed calculations have shown that, for examples of different classes of signals, this approach provides a better account of the amplitude characteristics and the spatial characteristics of the curves reflecting the corresponding signals.

Keywords: signal recognition, recognition method, Euclidean metric, additive convolution.

References

1. 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, 24-26 August, 2022 Baku, Azerbaijan.

2. 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.
3. Keogh E.J., Pazzani M.J. Derivative Dynamic Time Warping, <https://epubs.siam.org/doi/epdf/10.1137/1.9781611972719.1>
4. Santos M.C.D., Morais C.L.M., Nascimento Y.M., Araujo J.M.G., Lima K.M.G., Spectroscopy with computational analysis in biological studies: a decade (2006–2016), *TrAC Trends Anal Chem.*, V.97, 2017, pp.244-256. doi: 10.1016/j.trac.2017.09.015.
5. Yuanjie Liu and Jianhan Lin, A general-purpose signal processing algorithm for biological profiles using only first-order derivative information, *Open Access BMC Bioinformatics*, 20:611, 2019.
6. Leszek Cedro, Dariusz Janecki, Determining of signal derivatives in identification problems, *FIR Differential Filters, Acta Montanistica Slovaca Rocník*, V.16, N.1, 2011, pp.47-54.
7. Novozhilov B.M. Vichisleniye proizvodnoy analogovoqo signala v loqicheskome kontroliere, *Aerokosmicheskiy nauchnyy jurnal MQTU im.N.E. Baumana, Elektron. Journ.*, N.4, 2016, s.1-12.(Calculation of the derivative of an analog signal in a programmable logic controller, *Aerospace scientific journal of Moscow State Technical University, N.E. Bauman, Electron. Magazine*, N.4, 2016, pp.1-12).
8. Saraswat S., Srivastava G., Sachchidanand N.S. Wavelet Transform Based Feature Extraction and Classification of Atrial Fibrillation Arrhythmia, *Biomed Pharmacol J.*, V.10, N.4, 2017.
9. Minrong Zhao, Qiao Chai, Shanwen Zhang. A Method of Image Feature Extraction Using Wavelet, *International Conference on Intelligent Computing, ICIC 2009: Emerging Intelligent Computing Technology and Applications*, pp.187–192.
10. Hindarto H., Anshory I., Efiyanti A. Feature Extraction of Heart Signals using Fast Fourier Transform, *Proceeding The 1st IBSC: Towards the Extended Use of Basic Science for Enhancing Health, Environment, Energy and Biotechnology* ISBN: 978-602-60569-5-5.