

УДК 330.38

UDC 330.38

08.00.00 Экономические науки

Economics

АНАЛИЗ ДАННЫХ САХАРНОГО ПОДКОМПЛЕКСА АПК С ПРИМЕНЕНИЕМ ВЕЙВЛЕТ-ПРЕОБРАЗОВАНИЯ (ЧАСТЬ 2 – ДИСКРЕТНЫЕ ВЕЙВЛЕТ-ПРЕОБРАЗОВАНИЯ)**DATA ANALYSIS OF THE SUGAR SUBCOMPLEX WITH APPLICATION OF THE WAVELET TRANSFORM (PART 2 – DISCRETE WAVELET TRANSFORM)**

Жмурко Даниил Юрьевич

Zhmurko Daniil Yurevich

канд. экон. наук, доцент

Cand.Econ.Sci., associate professor

РИНЦ SPIN-код автора: 1543-2028

RISC SPIN-code: 1543-2028

*danis1982@list.ru**danis1982@list.ru**ФКБОУ «Краснодарский университет МВД РФ»,
350005 Россия Краснодар ул. Ярославская 128**Krasnodar University of the Ministry of internal Affairs of the Russian Federation, Krasnodar, Russia*

В статье рассмотрены краткие теоретические сведения вейвлет-преобразования, представлены методы идентификации нелинейных нестационарных систем с использованием кратномасштабного вейвлет-преобразования. В последнее время широко используются методы обработки данных, основанные на вейвлет-преобразованиях. Они обладают существенными преимуществами по сравнению с преобразованием Фурье, потому что вейвлет-преобразование позволяет судить не только о частотном спектре сигнала, но и о том, в какой момент времени появилась та или иная гармоника. С их помощью можно легко анализировать прерывистые сигналы либо сигналы с мощными всплесками. Кроме того, вейвлеты позволяют анализировать данные согласно масштабу, на одном из заданных уровней (мелком или крупном). Уникальные свойства вейвлетов позволяют сконструировать базис, в котором представление данных будет выражаться всего несколькими ненулевыми коэффициентами. Это свойство делает вейвлеты полезным инструментом для упаковки данных. Мелкие коэффициенты разложения могут не приниматься во внимание как, не имеющие значительного влияния на качество упакованных данных. Вейвлеты нашли широкое применение в цифровой обработке сигналов и анализе данных. Существует два класса вейвлет-преобразований: непрерывные и дискретные. В статье представлено дискретное вейвлет-преобразование с выводом получающегося распределения на 3D-график. Приведен алгоритм и результаты преобразования временных рядов показателей деятельности интегрированных производственных систем сахарного подкомплекса АПК. В исследовании применены методы нейросетевого моделирования для повышения точности при прогнозировании высокочастотных колебаний. Предложен метод определения циклических закономерностей на основе коэффициентов вейвлет-преобразования

The article considers brief theoretical information of the wavelet transform and the methods of identification of nonlinear time-varying systems using multi-resolution wavelet transform. The methods of data processing based on wavelet transformation are widely used in recent times. Wavelets have significant advantages compared to Fourier transform because wavelet transform tells you about not only the frequency spectrum of the signal, but also on what point in time came one or another harmonic. With their help, you can easily analyze intermittent signals or signals with powerful bursts. Moreover, wavelets allow us to analyze data according to scale, on one of the preset levels (small or large). The unique properties of wavelets allow constructing a basis in which the representation of the data will be expressed with just a few nonzero coefficients. This property makes wavelets a useful tool for data packaging. Small expansion coefficients may be discarded in accordance with the selected algorithm without a significant impact on the quality of the compressed data. Wavelets have found wide application in digital signal processing and data analysis. There are two classes of wavelet transforms: continuous and discrete. In the article implemented the discrete wavelet transform with the resulting output distribution on a 3D graph. The algorithm and the results of converting a time series of indicators of integrated industrial systems of the sugar subcomplex in the agro industrial subcomplex. The methods of neural network modeling for improved accuracy in predicting high-frequency oscillation are applied in the research. The method of determination of cyclic patterns based on coefficients of the wavelet transform is proposed

Ключевые слова: ВЕЙВЛЕТ, ВЕЙВЛЕТ-АНАЛИЗ, ВСПЛЕСК, КОЭФФИЦИЕНТЫ ВЕЙВЛЕТ-

Keywords: WAVELET, WAVELET ANALYSIS, SURGE, COEFFICIENTS OF THE WAVELET

Дискретные вейвлет-преобразования

Для анализа временного ряда используется кратномасштабное вейвлет разложение, а его прогнозирование производится с использованием алгоритма Малла (фр. *Mallat*).

В теории вейвлетов восстановление исходного сигнала $f(t)$ по вычисленным масштабирующим (аппроксимирующим) и детализирующим коэффициентам производится по формуле¹

$$f(t) = \frac{1}{\sqrt{M}} \sum_k W_\varphi(j_0, k) \cdot \varphi_{j_0, k}(t) + \frac{1}{\sqrt{M}} \sum_{j=j_0}^{\infty} \sum_k W_\psi(j, k) \cdot \psi_{j, k}(t). \quad (1)$$

Если ввести обозначения: a_1, a_2, \dots, a_m – аппроксимации сигнала на уровнях $(1 \dots m)$, d_1, d_2, \dots, d_m – детали сигнала на соответствующих уровнях, то исходный сигнал $f(t)$ в формуле (1) на нулевом уровне с некоторой точностью (точностью заданного числа уровней детализации) может быть представлен в виде:

$$f = a_m + d_m + d_{m-1} + \dots + d_1. \quad (2)$$

В формуле (2) аппроксимации a_i и детали d_i с увеличением уровня аппроксимации i стремятся к постоянным числам, а – низкочастотные функции, а детали d_i с малыми значениями i очень малы как высокочастотные функции. По сути a_i и d_i – это временной ряд той или иной степени гладкости.

На рисунке 3 приведены составляющие a_7 и d_1-d_7 исходного временного ряда показателей производства сахара в США с 1832 по 2015 гг., разложенного с помощью алгоритма Малла.

¹В вейвлет-анализе сложные функции $f(t)$ представляются в виде совокупностей масштабирующих функций.

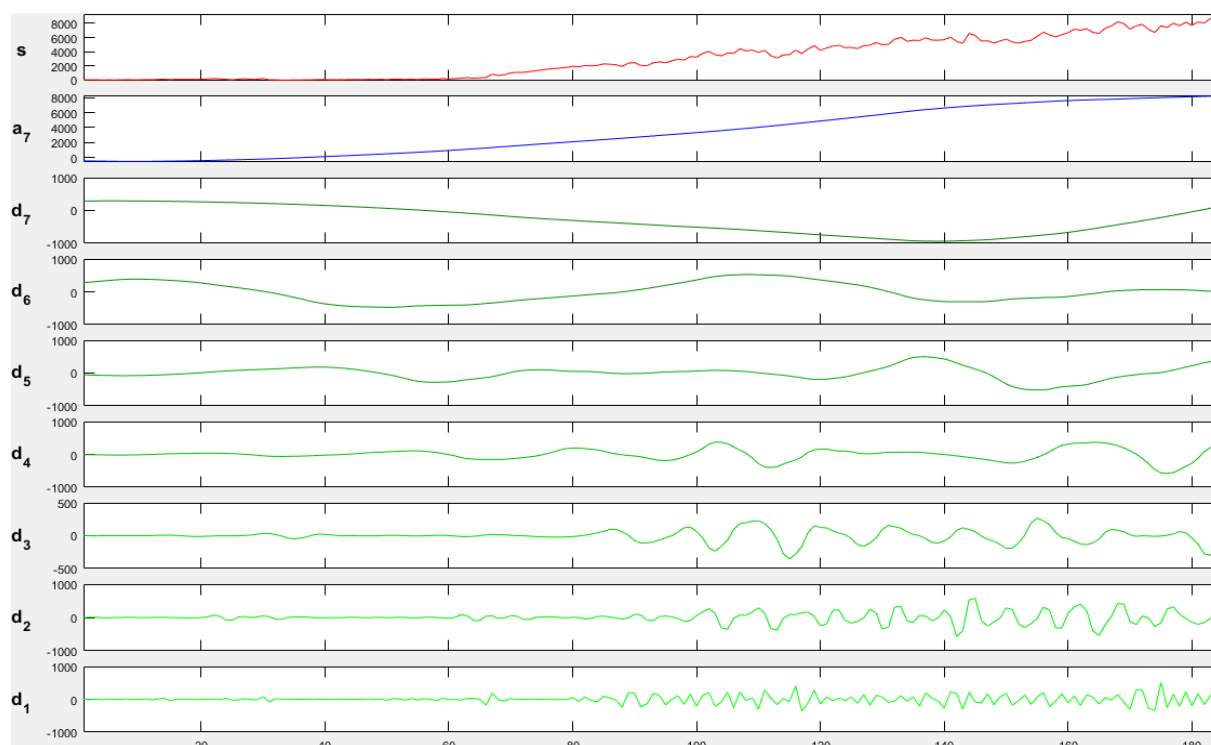


Рисунок 3 – Пример применения непрерывного вейвлет-преобразования (производство сахара в США, 1832–2015 гг.):

s – исходный временной ряд; a_7 – аппроксимирующая составляющая ВР, d_1 – d_7 – детализирующие составляющие

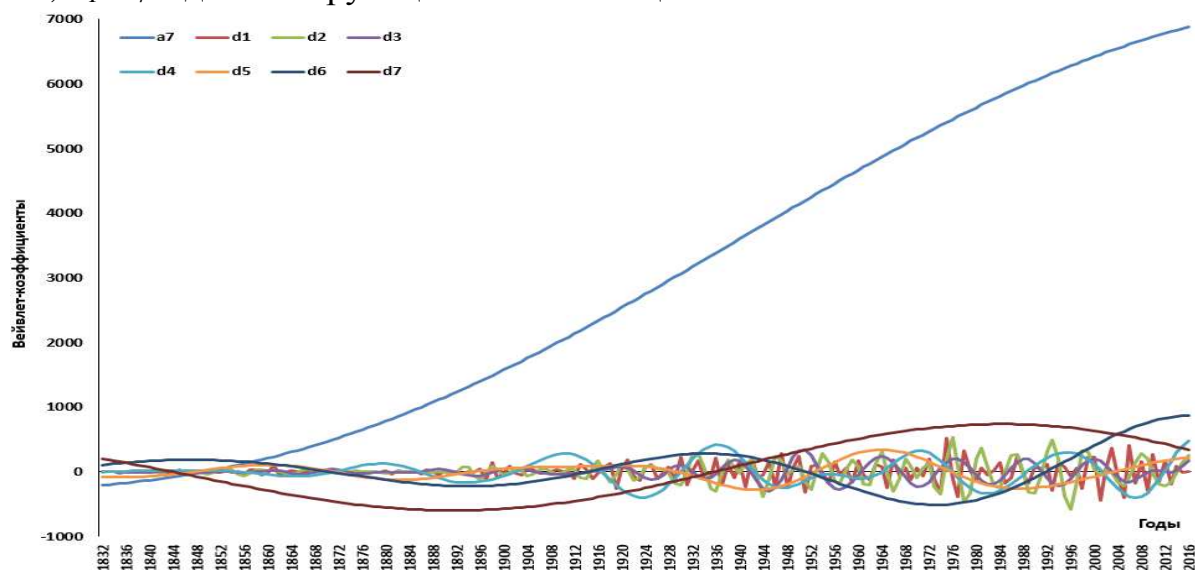


Рисунок 4 – Анализируемый сигнал производства сахара в США (1832–2015 гг.) состоит из одной аппроксимирующей (a_7) и семи детализирующих составляющих (d_1 – d_7)

На рисунке 4 показана декомпозиция на составляющие с помощью ВП. При их суммировании происходит восстановление исходного времен-

ного ряда. Данный вид анализа удовлетворяет критериям исследования и будет использован для прогнозирования деятельности ИПС СП АПК.

Исходя из этого, исследование будет происходить по адаптированному алгоритму (с применением анализа иерархических структурных сдвигов и без него).

Экспериментальная часть по дискретным вейвлет-преобразования

Большинство типов вейвлетов не имеют аналитического описания в виде одной формулы, а задаются итерационными выражениями, легко обрабатываемыми компьютером. Примером таких вейвлетов являются функции Добеши (Daubechies)² и Мейера (Meyer). Экспериментально подтверждено, что при реализации ДВП достаточной является размерность 4-го порядка, а уровень разложения, как правило, варьирует в диапазоне от 6 до 8 (кратное степени два).

Разработанный автором алгоритм реализации вейвлет-преобразования для показателей сахарного подкомплекса АПК представлен на рисунке 5.

Этап 1. Сбор статистических данных показателей деятельности ИПС сахарного подкомплекса АПК.

Этап 2. В результате проведенных ранее исследований пришли к выводу, что нет возможности прогнозировать с помощью НВП, дальнейшие эксперименты, т. е. расчет вейвлет-коэффициентов будет основываться на прогнозе с помощью ДВП (многомасштабного или кратномасштабного анализа). Предпочтение отдается двум видам вейвлетов: Дебоши и Мейера³. В соответствии с алгоритмом прогнозирования, описанным в форму-

²Самый распространенный набор дискретных вейвлет-преобразований был сформулирован бельгийским математиком Ингрид Добеши в 1988 г. Набор основан на использовании рекуррентных соотношений для вычисления всё более точных выборок неявно заданной функции материнского вейвлета с удвоением разрешения при переходе к следующему уровню (масштабу). В своей основополагающей работе И. Добеши выводит семейство вейвлетов, первый из которых является вейвлетом Хаара. Возросший интерес к этой области обусловил создание многочисленных потомков исходного семейства вейвлетов Добеши.

³Профессор Ив Мейер (Yves Meyer) стал лауреатом премии Гаусса 2010 г. за свой фундаментальный вклад в теорию чисел, теорию операторов, а также за гармонический анализ, сыгравший ключевую роль в развитии теории всплесков (вейвлетов), и кратномасштабном анализе.

лами 1–2, экстраполируется одна аппроксимирующая составляющая функции $f(t)$ и несколько детализирующих⁴.



Рисунок 5 – Алгоритм реализации вейвлет-преобразования с применением спектрального анализа и нейронных сетей для показателей сахарного подкомплекса АПК

Этап 3. Осуществляется проверка выбранной модели ДВП на адекватность. При невозможности объективно оценить (нарушение локализации) и построить адекватный прогноз, задействуется математический инстру-

⁴ Коэффициенты ДВП находятся следующим образом. Сначала выделяют постоянную составляющую сигнала. Затем считают его свертку сигнала с материнским вейвлетом, растянутым на всю временную ось. После этого материнский вейвлет сжимают в два раза и считают коэффициенты его свертки с первой и второй половинами сигнала. Далее материнский вейвлет сжимают еще в два раза и считают следующие четыре коэффициента. В итоге на первых двух шагах получается по одному коэффициенту, а на последующих шагах их число постоянно удваивается. Постоянно сжимающийся материнский вейвлет выявляет все более высокие частоты в спектре сигнала. А его положение на оси времени характеризует момент появления соответствующей частоты [3, с. 5].

мент, выявляющий структурные разрывы – анализ иерархических структурных сдвигов (АИСС)⁵.

Примечания

1. Каждый структурный сдвиг является началом (реализацией) новых комплектов циклов (ритмов). При использовании в классическом виде разложения ВР с помощью ВП сталкиваемся с эффектом наложения одних ритмов на другие, что при экстраполяции вейвлет-коэффициентов приводит к абсурдным числовым значениям.

2. При экспоненциальном (сильном) росте значений в гипернестационарных рядах экспериментально подтверждена невозможность адекватно прогнозировать ситуации (событийный ряд). Для этого используется анализ иерархических структурных сдвигов (нами рассматриваются структурные сдвиги 1-го и 2-го порядков). Если структурный сдвиг (СС) 1-го порядка произошел до 1946 г., тогда рассматриваем СС 2-го порядка, если после – выбираются «естественные» значения, без рассматривания СС. В качестве примера может быть представлен макроэкономический ряд посевных площадей сахарной свеклы в Краснодарском крае за период с 1920 по 2016 г. (1930 г. – СС 1-го порядка, 1960 г. – СС 2-го порядка). Следовательно, декомпозиция будет начинаться с 1960 г.⁶

Этап 4. Для построения прогноза в алгоритме используется три способа экстраполяции временного ряда: МНК, спектральный анализ и нейросетевое моделирование. Первые два способа применяются при прогнозировании низкочастотных колебаний⁷, последний – при высокочастотных (см. рисунок 4, где показаны параметры d_1 – d_2 , которые являются детализирующими составляющими ВР).

⁵Жмурко Д. Ю. Применение адаптивных методов и моделей прогнозирования показателей деятельности интегрированных производственных систем сахарного подкомплекса АПК [Текст] / Д. Ю. Жмурко. – Краснодар: Экоинвест, 2016. – 180 с.

⁶При детальном рассмотрении карты фазовых сдвигов прослеживается общий структурный сдвиг с диапазоном от 1946 до 1964 гг. Отсюда возникает некоторое правило: если макроэкономический ВР, предположим, начинается с 1949 г. или 1960 г., нет основания делать вейвлет-преобразования от его структурного сдвига 1-го порядка. В данном случае сталкиваемся с краткосрочной «памятью» (недостаточностью) временного ряда.

⁷Дополнительно к нему, также используются: авторегрессия 2-го порядка, авторегрессия скользящего среднего 1-го порядка, броуновское движение с возвратом к среднему, обобщенное броуновское движение, обобщенное броуновское движение совместного распределения, скользящая средняя 2-го порядка, скользящая средняя 1-го порядка, авторегрессионная условная гетероскедастичность 1-го порядка (ARCH) и обобщенная ARCH.

Параметры архитектур нейронных сетей (НС) состоят из следующих показателей: один вход, один выход, 32 скрытых слоя по 100 нейронов⁸, метод Левенберга – Марквардта, используется функция вычисления средне-квадратической ошибки (MSE), количество задаваемых эпох: от 10000 до 1000000 шт. Параметры настройки НС, используемые при исследовании ВР, соответствуют следующим пропорциям: тренинг сети – 80%; тестирование – 15%; валидация – 5% (рисунок 6 и таблица 3).

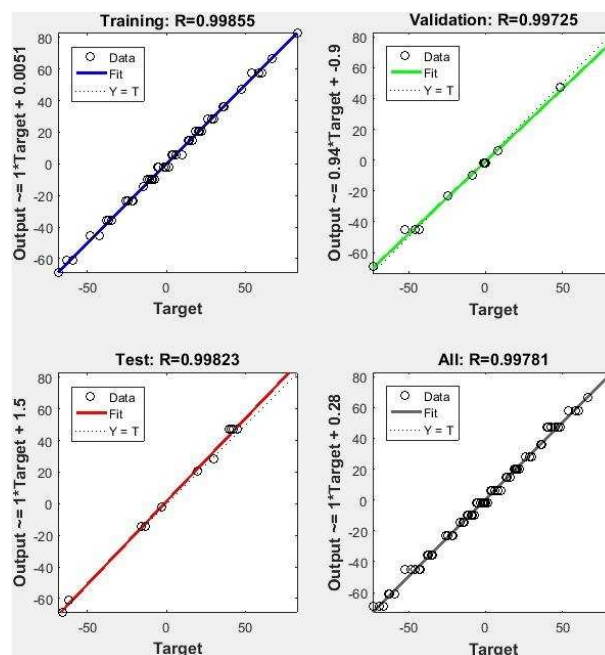


Рисунок 6 – Форма вывода и проверки результатов в среде Matlab

Таблица 3 – Параметры проверки на адекватность нейронной сети (фрагмент, Россия, 1881–2016 гг.)

Показатель	Обучение	Тест	Валидация	Среднее значение
Посевные площади сахарной свеклы	0,99992	0,98616	0,99998	0,99573
Валовой сбор сахарной свеклы	0,94572	0,99976	0,99995	0,96153
Урожайность сахарной свеклы	0,96148	0,99996	0,99993	0,97184

Этап 5. Применяется метод суперпозиции и экстраполяции, т. е. наложение экстраполятов аппроксимирующих и детализирующих составляющих ДВП.

Результаты экспериментальной части представлены в таблицах 4–5.

⁸ При работе с НС придерживаются некоторых правил (особенностей). Применяются различные переборы для установки в скрытом слое оптимальной структуры следующих параметров: 22, 34, 40, 52 и 60 нейронов [13, с. 12].

Таблица 4 – Оценочный прогноз, построенный с помощью экстраполяции вейвлет-коэффициентов, по блоку «Пищевая промышленность»

Производство сахара	Горизонт прогнозирования (годы)														
	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023	2024	2025	2026	2027	2028	2029	2030
<i>Мировое, 1864–2013 гг.</i>															
Общее, 1864–2014 гг.	169,65	174,37	169,06	168,97	170,5	173,79	175,55	179,56	180,81	178,52	173,41	177,39	176,87	181,16	186,94
Тростникового	147,87	150,0	142,0	144,35	148,11	148,23	147,11	143,49	136,12	131,62	130,69	131,17	131,72	137,14	139,13
Свекловичного	39,061	42,495	43,284	41,761	47,463	48,994	41,383	43,98	42,88	41,279	44,197	44,345	44,633	39,523	41,072
<i>В России, 1881–2016 гг.</i>															
Общее	6155,3	5680,5	3565,1	4404,3	5471,9	6836,6	6117,8	6345,6	7762,8	7680,2	8951,5	7372,2	5696,8	6181,5	7593,6
Свекловичного, 1871–2016 гг.	5805,9	4940,4	5221,4	3800,5	4780,1	4204	5610,4	4528,8	6100	7377,9	7207,7	6757,6	5630	5116	4767,7
Тростникового, 1960–2016 гг.	280,5	156,5	765,6	366,1	2264,9	3326,1	2942,5	2939,1	3007	2707,6	1728,9	1777,8	1549,3	1654,2	104,3
<i>В РСФСР, 1921–2016 гг.</i>															
Общее	6195,8	4919,1	5072,2	4676	5613,2	5280,6	5647,3	5253	5970,3	5875,8	6002	5182,7	4972,2	4395,9	4484
Тростникового, 1960–2015 гг.	280,15	709,8	601,29	1116,1	1409,6	2240,8	2903,7	3113,7	3370,5	3037,6	2983,4	2771,4	2240,3	2888,6	3285,9
<i>Производство сахара на Кубани, 1921–2016 гг.</i>															
Общее	1491,8	1234,6	732,8	752,6	1425,6	1484,7	1743,2	1621,1	1672,5	2130,7	2111	1903,4	1659,6	1735,8	1956,4
Тростникового, 1960–2014 гг.	102,2	180	163,74	83,13	17,36	94,41	189,44	530,54	363,88	509,9	280,46	493,76	390,21	453,37	523,38
<i>В США, 1832–2016 гг.</i>															
Общее	9209	9025,1	8812,8	8247,8	8697,8	8326,4	8407,3	7829,3	8143,4	7750,8	7974,6	8170,9	7693,9	7624,2	7363,6
Тростникового	3889	3890,7	3759,6	3633,7	3833,7	3916,7	4184,2	3968,8	3607,5	3260,5	3290,6	3563,9	3905,2	3719,9	3442,3
Свекловичного, 1864–2016 гг.	5320	5268,7	5032,5	4602,5	4524,5	4699,5	4775,7	4836,6	4783,2	4720,2	4634	4400,1	4238,8	3966	3867,6
<i>В отдельных странах</i>															
Куба (тростникового), 1849–2014 гг.	1774,4	1596,1	1417,1	1141,8	984,7	614,9	599,4	564,5	632,9	1069,3	1785,7	2402,7	2111,5	2071,5	2215,9
Германия (свекловичного), 1910–2015 гг.	3,836	3,3901	3,4898	4,1617	4,1354	4,1548	4,25	3,8591	4,1757	4,0152	3,7205	3,756	4,0195	3,8174	3,6581
Индия (тростникового), 1949–2016 гг.	28530	28164	29438	29924	32383	28704	25420	24547	28111	31283	29100	27624	26617	28652	29761
Бразилия (тростникового), 1949–2015 гг.	36944	39481	39823	37627	35282	32281	33544	34064	33963	34491	33955	30126	29307	25597	25423

Таблица 5 – Оценочный прогноз, построенный с помощью экстраполяции вейвлет-коэффициентов, по блоку «Аграрный сектор»

Показатель		Горизонт прогнозирования (годы)														
		2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023	2024	2025	2026	2027	2028	2029	2030
Сахарная свекла	<i>Россия, 1881–2015 гг.</i>															
	Посевные площади	1,1103	1,0877	0,9415	1,0516	1,0243	0,8857	1,0437	1,1222	1,1840	1,1445	1,2405	1,4769	1,6851	1,7094	1,8450
	Валовой сбор	51,8	38,939	32,977	37,301	33,8	32,069	31,481	44,295	48,799	56,695	43,874	51,711	52,13	53,972	53,034
	Урожайность	468,79	376,73	360,83	354,63	380,27	332,92	408,14	401,58	466,92	469,89	465,89	448,33	511,54	467,09	482,78
	<i>Кубань, 1932–2016 гг.</i>															
	Посевные площади, 1920–2016 гг.	180,8	190,81	201,1	188,94	179,42	143,83	145,2	136,34	145,97	161,45	172,3	127,59	136,5	121,21	135,42
	Валовой сбор	10438	8452,4	7640,9	7414,6	6082,7	6625,1	7460,5	8128,1	6755,4	6538,5	5853,9	8098,1	6349,3	7335,6	6881,8
	Урожайность	567,33	443,03	555,46	461,73	582,01	518,57	563,89	573,82	588,26	617,05	553,36	585,98	590,81	646,46	654,83
	<i>Германия, 1909–2015 гг.</i>															
	Посевные площади, 1909–2016 гг.	334,5	341,29	326,46	350,25	404,91	367,27	391,89	333,66	398,85	392,92	391,88	387,83	475,58	439,1	459,52
	Валовой сбор, 1836–2015 гг.	30182	26734	24498	23781	23998	21458	23147	23484	26750	26835	26944	28627	31478	29081	27567
	Урожайность	800,5	719,51	713,60	726,2	763,09	700,15	721,75	642,22	685,02	629,83	643,99	593,05	727,76	701,25	726,13
	<i>США, 1903–2016 гг.</i>															
	Посевные площади	463,61	503,15	443,35	471,46	466,88	485,25	503,76	531,31	507,96	454,43	490	496,81	498,7	514,4	506,42
	Валовой сбор	36	35,68	34,875	30,629	29,536	34,695	34,179	31,542	30,012	28,369	30,209	32,751	29,696	26,803	30,467
Урожайность	692,16	689,15	714,57	672,72	668,90	696,35	671,57	672,07	651,88	631,50	635,73	599,51	548,30	528,02	497,72	
<i>США, 1909–2016 гг.</i>																
Посевные площади	370,57	369,15	365,69	355,27	351,19	357,68	363,67	371,7	365,62	362,83	362,32	379,22	381,15	372,39	372,25	
Валовой сбор	33,19	33,731	32,689	30,765	30,479	31,349	30,875	28,928	26,845	28,058	31,152	27,361	29,64	27,167	29,721	
Урожайность	786,62	770,55	786,68	762,74	855,11	773,6	806,51	771,25	840,16	895,27	848,07	860,83	843,35	836,46	938,36	
Сахарный тростник	<i>Индия, 1949–2015 гг.</i>															
	Посевные площади	4,8813	5,0652	5,4026	5,0177	4,5739	4,7135	4,9194	4,7921	4,5999	4,657	4,6309	4,3201	4,4755	4,40338	3,7863
	Валовой сбор, 1950–2015 гг.	371,47	366,46	377,77	365,14	331,69	298,62	317,42	307,34	278,16	257,29	290,61	297,93	272,91	227,27	243,84
	Урожайность	727,35	716,39	724,41	715,57	709,14	699,89	711,51	706,52	717,64	745,42	781,15	738,82	745,82	753,26	767,82
	<i>Бразилия, 1960–2015 гг.</i>															
	Посевные площади	10,538	10,23	10,003	10,023	9,9765	9,781	9,8586	9,5678	9,6345	9,6019	9,5142	9,2867	8,8502	8,82250	8,736
	Валовой сбор	796,19	780,02	775,84	777,6	779,61	763,93	758,22	733,04	740,99	728,98	711,45	707,94	737,05	711,81	706,09
Урожайность	755,54	721,97	720,17	706,96	728,78	715,18	735,97	713,78	732,28	716,6	709,33	687,71	720,32	676,47	687,79	

Для иллюстрации рассмотрим график нестационарного сигнала (рисунок 7), результаты которого представлены в таблице 4 (моделирование ВР выполнено в программных средах Matlab и Palisade decision tools).

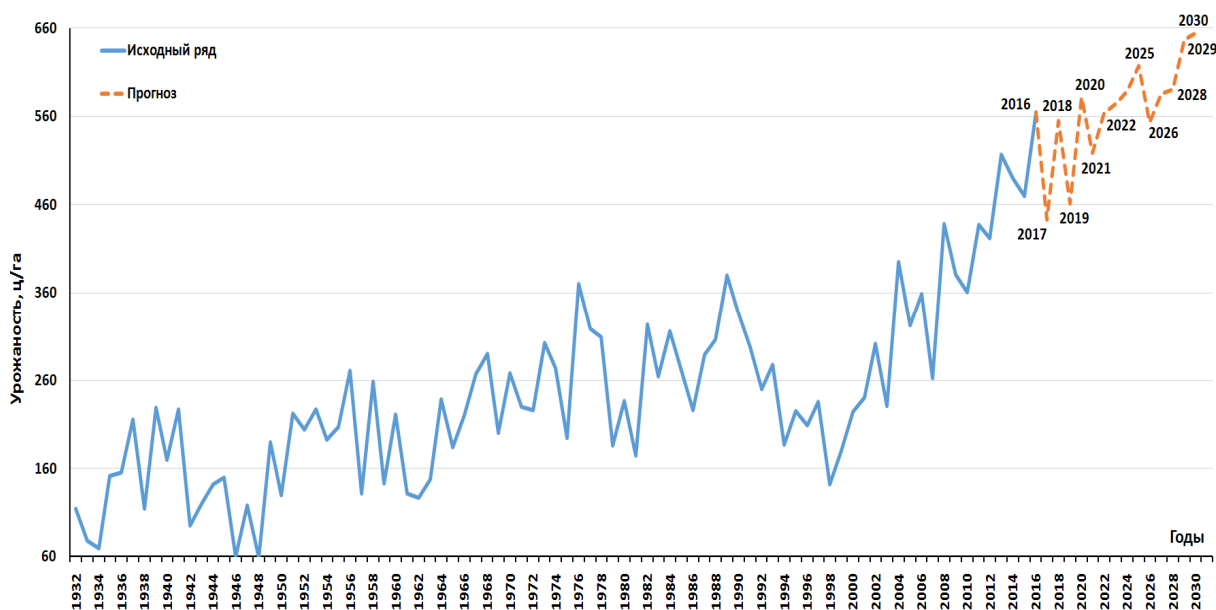


Рисунок 7 – Урожайность сахарной свеклы на Кубани с 1932 по 2016 гг. и ее оценочный прогноз на период до 2030 г.

Результаты прогнозирования при использовании АИСС

В таблице 5 представлены результаты ДВП по двум методам – классическому и модифицированному (с применением АИСС).

Таблица 5 – Сравнительный анализ прогнозных оценок урожайности сахарной свеклы на Кубани, полученных с помощью классического и модифицированного ВП

Метод анализа	Прогнозные оценки по годам						
	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023
Классический	443,03	555,46	461,73	582,01	518,57	563,89	573,82
Модифицированный	427,51	393,06	397,07	335,88	414,5	370,62	364,62
Разница	15,52	162,4	64,66	246,13	104,07	193,27	209,2
Метод анализа	2024	2025	2026	2027	2028	2029	2030
Классический	588,26	617,05	553,36	585,98	590,81	646,46	654,83
Модифицированный	400,04	328,19	386,61	377,5	385,87	420,52	422,2
Разница	188,22	288,86	166,75	208,48	204,94	225,94	232,63

Полученные результаты прогнозирования урожайности сахарной свеклы в Краснодарском крае с применением классического метода анализа указывают на следующие значения – сглаженные по «скользящим пятилеткам»: 2016–2020 гг. – 521,4 ц/га, 2021–2025 гг. – 572,3 ц/га, 2026–

2030 гг. – 606,3 ц/га, модифицированного: 2016–2020 гг. – 423,6 ц/га, 2021–2025 гг. – 375,6 ц/га, 2026–2030 гг. – 398,5 ц/га. На рисунке 8 графически отображен сравнительный анализ прогнозных оценок, приведенных в таблице 5.

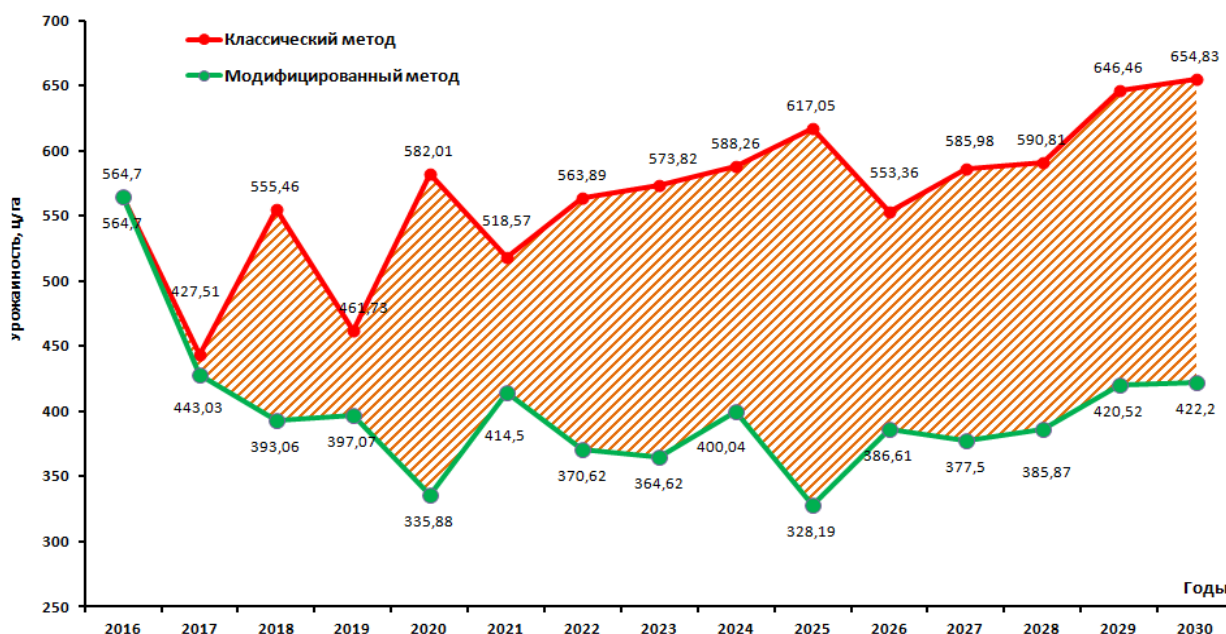


Рисунок 8 – График разности прогноза по двум методам вейвлет-преобразования (урожайность сахарной свеклы на Кубани)

Для того, чтобы повысить точность прогноза, необходимо совместить методики прогнозирования с нейрокомпьютингом и кластерным анализом (нейрокластеринг, или нейрокластеризация).

Выводы

Вейвлеты применяется обычно для анализа сложных данных. Отображение данных в масштабно-временной плоскости позволяет «высветить» различные свойства сложного ВР, невидимые при обычном представлении. Такое возможно благодаря большой избыточности преобразования, которая может быть устранена при дальнейшей обработке (8, с. 24).

1. Вейвлет-преобразование – мощный инструмент для анализа ВР в экономике АПК, так как анализ показателей производства сахара и сахар-

ной свеклы (тростника) является важным звеном при исследовании продовольственной безопасности страны.

2. В работе опробованы два способа прогнозирования (НВП и ДВП) с помощью вейвлет-анализа. Наибольшую адекватность в отношении исходных макроэкономических ВР показал метод дискретного вейвлет-преобразования.

3. Сравнение данных, полученных с помощью спектрального и вейвлет-анализа, выявило существенное различие.

4. Безусловно, чем выше порядок разложения используемого вейвлета, тем точнее будут результаты исследования.

5. Приведены примеры, использования алгоритма на тридцати восьми показателях сахарного подкомплекса АПК, демонстрирующие его корректность.

Список литературы

1. Алексеев В. И. Анализ и прогнозирование циклических временных рядов с использованием вейвлетов и нейросетевых нечетких правил вывода // В. И. Алексеев. – Югра: Вестник ЮГУ, 2013. – Выпуск № 3. – С.3–10 [Электронный ресурс]. Режим доступа: <http://www.ugrasu.ru/upload/iblock/f81/f81f98fa868d152f1b5f548f19a9671f.pdf>.

2. Алексеев К. А. Очерк «Вокруг CWT» / К. А. Алексеев [Электронный ресурс]. – Режим доступа: http://support.sibsiu.ru/MATLAB_RU/wavelet/book3/index.asp.htm.

3. Астафьева Н. М. Вейвлет-анализ: основы теории и примеры применения / Н. М. Астафьева. – Успехи физических наук. – 1996. – Т. 166, № 11. – С. 1145–1170.

4. Дьяконов В. MATLAB. Обработка сигналов и изображений: спец. справочник / Дьяконов В., Абраменкова И. – СПб: Питер, 2002. – 608 с.

5. Илюшин. Теория и применение вейвлет-анализа [Электронный ресурс]. Режим доступа: <http://atm563.phus.msu.ru/Ilyushin/index.htm>.

6. Киселев А. Непрерывные вейвлет-преобразования в анализе бизнес-информации / А. Киселев. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://basegroup.ru/community/articles/wavelet-bussines>.

7. Киселев А. Приложения вейвлет-анализа / А. Киселев [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://basegroup.ru/community/articles/wavelet-applications>.

8. Левалле Ж. Введение в анализ данных с применением непрерывного вейвлет-преобразования / Ж. Левалле; пер. с англ. В. Г. Грибунина. – СПб: АВТЭКС, 1995. – 29 с. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <http://www.autex.spb.ru>.

9. Огородов А. П. Применение теории вейвлет-преобразований в исследовании финансовых временных рядов / А. П. Огородов // Электроника информационные технологии. – Саранск: МРГУ. – Выпуск 2(7). 2009 [Электронный ресурс]. – Режим доступа: http://fetmag.mrsu.ru/2009-3/pdf/Financial_transient_series.pdf.

10. Осипов Д. С. Применение вейвлет преобразования для расчета мощности в системах электроснабжения при нестационарных режимах работы / Д. С. Осипов, Д. В. Коваленко, Л. А. Файфер // Инновации в науке: сб. ст. по материалам LI междунар. науч.-практ. конф. № 11(48). Ч. II. – Новосибирск: СибАК, 2015. – С. 126-142.

11. Сакрутина Е. А. Идентификация систем на основе вейвлет-анализа // Е. А. Сакрутина, Н. Н. Бахтадзе // – М.: XII Всеросс. совещ. по проблемам управления (ВСПУ-2014) Москва, 16-19 июня 2014. – М., 2014. – С. 2868–2898.

12. Яковлев А. Н. Введение в вейвлет-преобразования: Учеб. пособие / А. Н. Яковлев. – Новосибирск: НГТУ, 2003. – 104 с.

13. Leandro S. Maciel, Rosangela Ballini. Design a neural network for time series financial forecasting: accuracy and robustness analysis [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.cse.unr.edu/~harryt/CS773C/Project/895-1697-1-PB.pdf>.

14. Loutas Th., Kostopoulos V. Utilising the Wavelet Transform in Condition-Based Maintenance: A Review with Applications / Th. Loutas, V. Kostopoulos. – University of Patras, Rio, Greece. – P. 273–312 [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://cdn.intechopen.com/pdfs/34959.pdf>.

15. Polikar R. Введение в вейвлет-преобразование / R. Polikar, пер. В. Г. Грибунина. – СПб: АВТЭКС [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.autex.spb.ru>.

References

1. Alekseev V. I. Analiz i prognozirovanie ciklicheskih vremennyh rjadov s ispol'zovaniem vejvlov i nejrosetevyh nechetkih pravil vyvoda // V. I. Alekseev. – Jugra: Vestnik JuGU. 2013. Vypusk № 3. S.3–10. [Jelektron nyj resurs]. Rezhim dostupa: <http://www.ugrasu.ru/upload/iblock/f81/f81f98fa868d152f1b5f548f19a9671f.pdf>.

2. Alekseev K. A. Oчерk «Vokrug CWT» / Alekseev K. A. – [Jelektronnyj resurs]. Rezhim dostupa: http://support.sibsiu.ru/MATLAB_RU/wavelet/book3/index.asp.htm.

3. Astaf'eva N. M. Vejvlet-analiz: Osnovy teorii i primery primeneniya / N. M. Astaf'eva. – Uspehi fizicheskikh nauk, 1996. T. 166, № 11. s. 1145-1170.

4. D'jakonov V. MATLAB. Obrabotka signalov i izobrazhenij / V. D'jakonov, I. Abramenkova. Special'nyj spravochnik. – SPb: Piter. 2002. – 608 s.

5. Ilyushin. Teorija i primeneniye vejvlet-analiza. – [Jelektronnyj resurs]. Rezhim dostupa: <http://atm563.phus.msu.ru/Ilyushin/index.htm>.

6. Kiselev A. Nepreryvnye vejvlet-preobrazovanija v analize biznes-informacii / A. Kiselev. – [Jelektronnyj resurs]. Rezhim dostupa: <https://basegroup.ru/community/articles/wavelet-bussines>.

7. Kiselev A. Prilozhenija vejvlet-analiza / A. Kiselev. – [Jelektronnyj resurs]. Rezhim dostupa: <https://basegroup.ru/community/articles/wavelet-applications>.

8. Levalle Zh. Vvedenie v analiz dannyh s primeneniem nepreryvnogo vejvlet-preobrazovanija / Zh. Levalle, per. s angl. V.G. Gribunin. – SPb: AVTJeKS. 1995. – 29 s. [Jelektronnyj resurs]. Rezhim dostupa: <http://www.autex.spb.ru>.

9. Ogorodov A. P. Primeneniye teorii vejvlet-preobrazovanij v issledovanii finansovyh vremennyh rjadov // A. P. Ogorodov. – Saransk: MRGU. Jelektronika informacionnye tehnologii. Vypusk 2(7). 2009. [Jelektronnyj resurs]. Rezhim dostupa: http://fetmag.mrsu.ru/2009-3/pdf/Financial_transient_series.pdf.

10. Osipov D. S., Kovalenko D. V., Fajfer L. A. Primeneniye vejvlet preobrazovanija dlja rascheta moshhnosti v sistemah jelektrosnabzhenija pri nestacionarnyh rezhi-mah raboty // Innovacii v nauke: sb. st. po mater. LI mezhdunar. nauch.-prakt. конф. № 11(48). Chast' II. – Novosibirsk: SibAK, 2015. – s. 126-142

11. Sakrutina E. A., Bahtadze N. N. Identifikaciya sistem na osnove vejvlet–analiza // E. A. Sakrutina, N. N. Bahtadze. – M.: XII Vserossijskoe soveshchanie po pro-blemam upravleniya (VSPU-2014) Moskva, 16-19 iyunya 2014. – S. 2868–2898.
12. Jakovlev A. N. Vvedenie v vejvlet-preobrazovanija: Ucheb. posobie / A. N. Jakovlev. – Novosibirsk: NGTU, 2003. – 104 s.
13. Leandro S. Maciel, Rosangela Ballini. Design a neural network for time series financial forecasting: accuracy and robustness analysis <https://www.cse.unr.edu/~harryt/CS773C/Project/895-1697-1-PB.pdf> (21.01.2017)].
14. Loutas Th., Kostopoulos V. Utilising the Wavelet Transform in Condition-Based Maintenance: A Review with Applications / Th. Loutas, V. Kostopoulos. – University of Patras, Rio, Greese. – P. 273–312. [Jelektronnyj resurs]. Режим доступа: <http://cdn.intechopen.com/pdfs/34959.pdf>.
15. Polikar R. Vvedenie v vejvlet-preobrazovanie. Per. Gribunina V. G. – SPb: AVTJeKS. – [Jelektronnyj resurs]. Rezhim dostupa: <http://www.autex.spb.ru>.