

УДК 330.38

UDC 330.38

08.00.00 Экономические науки

Economics

АНАЛИЗ ДАННЫХ САХАРНОГО ПОДКОМПЛЕКСА АПК С ПРИМЕНЕНИЕМ ВЕЙВЛЕТ-ПРЕОБРАЗОВАНИЯ (ЧАСТЬ 1 – НЕПРЕРЫВНЫЕ ВЕЙВЛЕТ-ПРЕОБРАЗОВАНИЯ)**THE DATA ANALYSIS OF THE SUGAR SUBCOMPLEX WITH APPLICATION OF THE WAVELET TRANSFORM (PART 1 – CONTINUOUS WAVELET TRANSFORM)**

Жмурко Даниил Юрьевич

Zhmurko Daniil Yurievich

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

*ФКБОВ «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 we have 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 sugar subcomplex in 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 has been proposed

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

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

ПРЕОБРАЗОВАНИЯ, ПРОГНОЗИРОВАНИЕ, TRANSFORM, FORECASTING, GAUSSIAN
ГАУССИАН, КРАТНОМАСШТАБНЫЙ АНАЛИЗ MULTIREOLUTION ANALYSIS

Doi: 10.21515/1990-4665-129-049

Актуальность исследования

Преобразование Фурье считается традиционным математическим аппаратом, применяющимся для анализа стационарных процессов. Сигналы представляются в виде суммы функций синусов и косинусов либо комплексных экспонент. Эти базисные функции определены на всем временном промежутке $(-\infty, \infty)$. Если говорить о практическом применении и о точности произвольных сигналов, то у преобразования Фурье есть некоторые недостатки и ограничения. Оно имеет, с одной стороны, хорошую частотную локализацию сигнала, с другой – плохое разрешение по времени. Чтобы применить такое преобразование, необходимо наличие сигнала не только в настоящий момент, но и в прошлом, а также в будущем (при условии, что задана только одна частота). Это связано с тем, что при разложении в ряд Фурье используются гармонические функции (синусоиды), которые определены на всем временном интервале – от $-\infty$ до $+\infty$. Другая особенность этого метода заключается в отсутствии возможности учета изменений частоты колебаний во времени. Локальные особенности сигнала (разрывы, ступеньки, пики и т. п.) при таком преобразовании создают малозаметные составляющие спектра. Преобразование Фурье не способно выявить эти особенности сигнала. Поэтому становится невозможной и точная реконструкция исходного сигнала (проявляется эффект Гиббса). Чтобы получить приемлемую точность высокочастотной информации о сигнале, приходится необходимым извлекать ее только из части сигнала на коротких промежутках времени (для низкочастотной информации – наоборот). Следует отметить, что на практике стационарные сигналы встречаются редко, а для нестационарных преобразование Фурье трудно-применимо.

Для исследования функций и сигналов, нестационарных во времени или неоднородных в пространстве, эффективен метод вейвлет-преобразования (ВП) [11, с. 2].

Целью работы является выявление новых закономерностей при использовании адаптивных моделей вейвлет-перообразования в управлении интегрированными производственными системами сахарного подкомплекса (ИПС СП) АПК.

Основные задачи статистического исследования – сбор, обработка и анализ статистических данных, характеризующих состояние, развитие сельского хозяйства и пищевой промышленности сахарного подкомплекса АПК. Информационными источниками статистики для него служат: отчетственная и зарубежная периодическая отчетность, статистические материалы международных агентств, отслеживающие деятельность объектов сахарного рынка.

В статистике сахарного подкомплекса АПК применяется следующая система основных показателей: посевные площади; валовой сбор и урожайность сахарной свеклы и сахарного тростника; производство сахара (по видам).

Ранее нами было рассмотрено использование таких инструментов, как спектральный анализ и анализ иерархических структурных сдвигов. В данной работе для совмещения результатов исследования был задействован универсальный математический аппарат – вейвлет-анализ.

Принципиальное значение имеет возможность вейвлетов анализировать нестационарные сигналы с изменением компонентного содержания во времени или в пространстве [1, с. 1].

Вейвлет-преобразования, или вейвлетный анализ, используются во многих областях науки и техники для решения самых различных задач: распознавания образов, численного моделирования динамики сложных нелинейных процессов, анализа аппаратной информации и изображений в

медицине, космической технике, астрономии, геофизике, для эффективно-го сжатия сигналов и передачи информации по каналам с ограниченной пропускной способностью и т. п. Многие исследователи называют вейвлет-анализ «математическим микроскопом» для точного изучения внутреннего состава и структур неоднородных сигналов и функций [1, с. 3].

Основная область применения вейвлетных преобразований¹ – анализ и обработка сигналов и функций, нестационарных во времени или неоднородных в пространстве. Результат анализа содержание не только общей частотной характеристики сигнала (распределение его энергии по частотным составляющим), но и сведений об определенных локальных координатах, на которых проявляют себя или быстро изменяются те или иные группы частотных составляющих сигнала [1, с. 2].

При изменении масштаба вейвлеты способны выявить различие в характеристиках процесса (сигнала) на различных шкалах, а посредством сдвига можно проанализировать свойства процесса в различных точках на всем исследуемом интервале. Именно благодаря свойству полноты этой системы можно осуществить восстановление (реконструкцию или синтез) процесса посредством обратного ВП² [12, с. 3].

¹Вейвлет-преобразование сигналов является обобщением спектрального анализа, типичным представителем которого является классическое преобразование Фурье. Термин «вейвлет» (wavelet) в переводе с английского означает «маленькая (короткая) волна» или «всплеск». Вейвлеты – это обобщенное название семейств математических функций определенной формы, которые локальны во времени и по частоте, и в которых все функции получаются из одной базовой (порождающей) посредством ее сдвигов и растяжений по оси времени. Вейвлет-преобразования расстраивают анализируемые временные функции в терминах колебаний, локализованных по времени и частоте [1, с. 1].

²Вейвлет-преобразование одномерного сигнала – это его представление в виде обобщенного ряда или интеграла Фурье по системе базисных функций:

$$\psi_{ab}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right),$$

сконструированных из материнского (исходного) вейвлета $\psi(t)$, обладающего определенными свойствами за счет операций сдвига во времени (b) и изменения временного масштаба (a). Множитель $1/\sqrt{a}$ обеспечивает независимость нормы этих функций от масштабирующего числа a .

Метод основан на фундаментальной концепции представления произвольных функций на основе сдвигов и расширений одной локализованной небольшой волны, или вейвлет-функции, которая быстро затухает по направлению к нулю. Вейвлет формируется таким образом, что образующая его функция (вейвлетообразующая функция, или материнский вейвлет) характеризуется определенным масштабом (частотой) и локализацией во времени за счет операций сдвига во времени и изменения временного масштаба. Последний аналогичен периоду осцилляций, т. е. обратен частоте, а сдвиг интерпретирует смещение сигнала по оси времени.

Различают два вида вейвлет-преобразования: непрерывные (континуальные) и дискретные.

Непрерывные вейвлет-преобразования

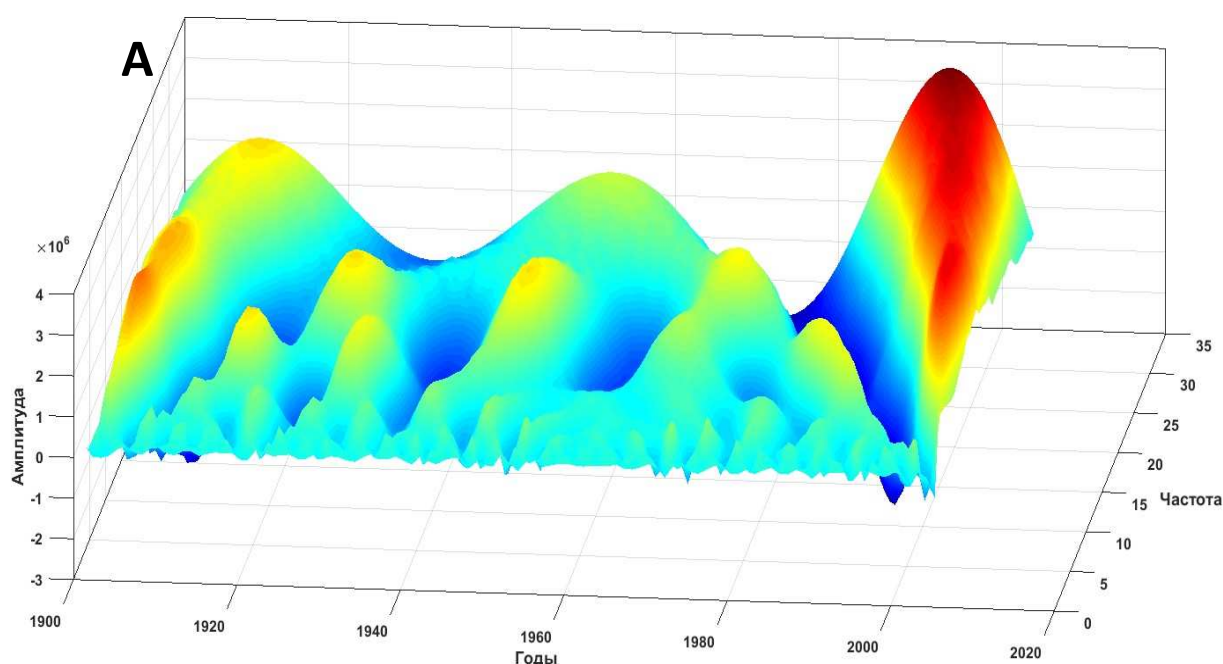
Анализ данных с использованием непрерывного вейвлет-преобразования (*НВП* или *cwt*) является удобным, надежным и мощным инструментом исследования бизнес-процессов и позволяет представить результаты в наглядном виде, удобном для изучения и интерпретации.

Среди комплексных вейвлетов наиболее часто используется базис, основанный на хорошо локализованном (и во временной и в частотной областях) вейвлете Морле [12, с. 14].

Приведен анализ данных производства сахара в Германии с применением ВП.

Рассмотрим сигнал, состоящий из шести синусоид различных частот и фаз. Выполним анализ сигнала с использованием вейвлета Морле. Получаем вейвлетную плоскость (рисунок 1). Четко видно разделение частот и фазовые отношения между синусоидами.

Скалограмма, представленная на рисунке 1, построена на основе коэффициентов НВП.



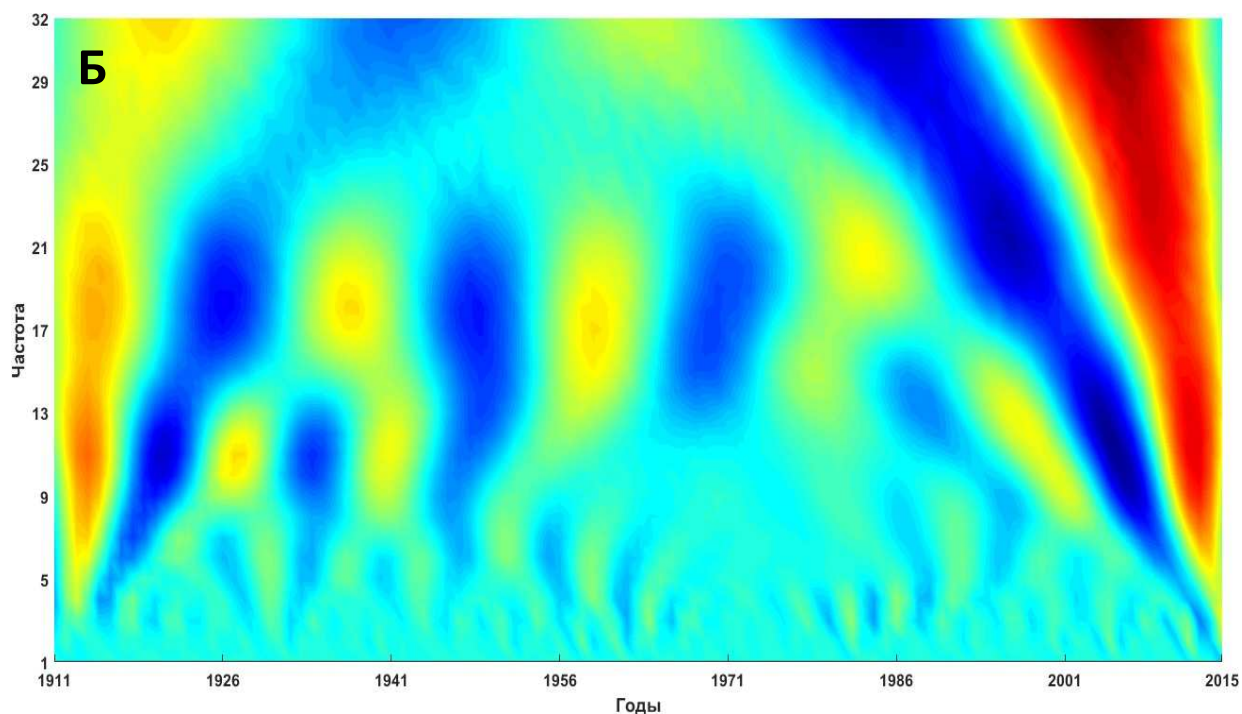


Рисунок 1 – Графическое отображение производства сахара в Германии (1911–2015): в 3D-проекции (А) и его скалограммы (Б)

На рисунке 2 представлена декомпозиция нестационарного временно-го ряда производства сахара в Германии.

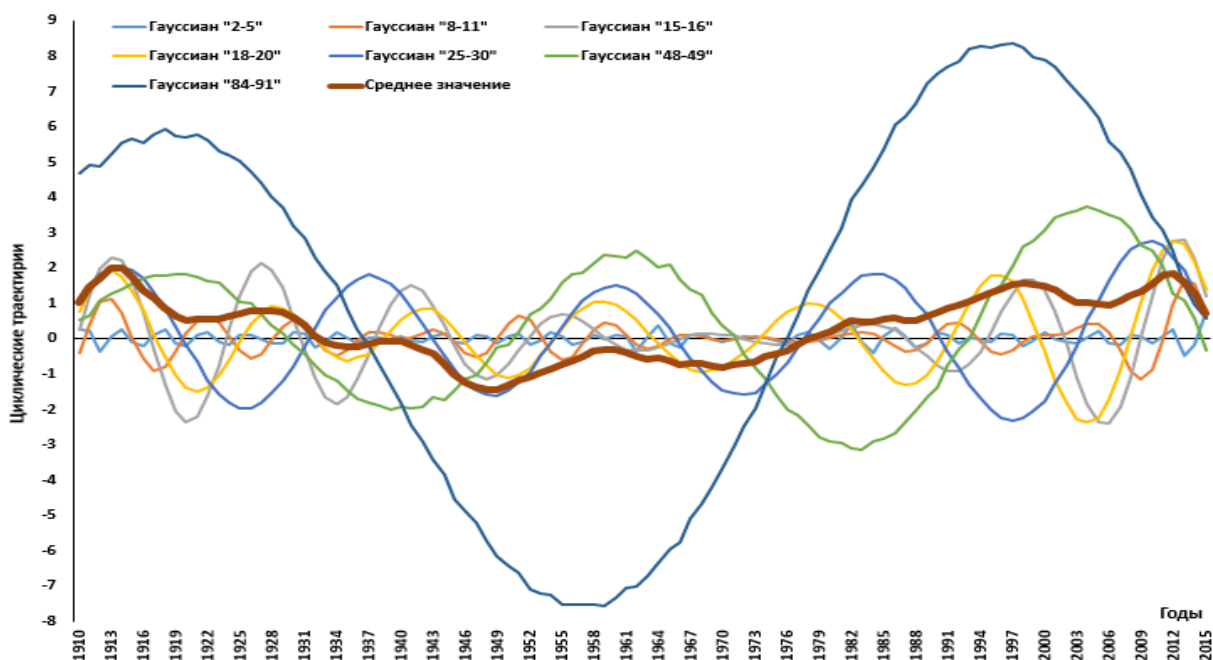


Рисунок 2 – Разложение на гармоники³ показателей производства сахара в Германии (1910–2015.)⁴

³ Разделение процесса (времени) на несколько потоков, в каждом из которых происходят свои события (циклы).

⁴ Под гауссианами (рисунок 2) имеется в виду среднее значение частот, показанных на скалограмме рисунка 1.

При экстраполяции частот (см. рисунок 1Б) пришли к выводу о невозможности использовать НВП для прогнозирования деятельности ИПС СП АПК.

Экспериментальная часть по непрерывным вейвлет-преобразованиям

Данные, полученные при моделировании НВП в сахарном подкомплексе АПК, представлены в таблицах 1–2. Дополнением к ним в блоке приложений показаны диаграммах (рисунки 9–46) в соответствии с рисунком 1.

Таблица 1 – Матрица базовых амплитудных частот (циклов) показателей производства сахара, построенная с помощью вейвлет-анализа

Производство сахара	Цикл											
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
<i>Мировое, 1864–2013 гг.</i>												
Общее, 1864–2014 гг.	41,07	20,54	13,69	10,27	25,62	12,81	20,1	10,05	17,63	14,29	12,13	10,64
Тростникового	40,54	20,27	13,51	10,13	26,13	13,06	17,4	14,11	11,98	9,03	10,5	4,48
Свекловичного	35,32	17,66	11,77	25,12	12,56	19,84	9,92	14,11	10,57	3,42	4,85	–
<i>В России (Российская империя, СССР и РФ), 1881–2016 гг.</i>												
Общее	37,44	18,72	12,48	9,36	24,95	12,48	12,5	4,61	2,38	–	–	–
Свекловичного, 1871–2016 гг.	42,45	21,22	14,15	10,61	25,45	12,73	12,49	9,58	4,21	2,38	–	–
Тростникового, 1956–2016 гг.	12,69	7,76	6,25	5,26	4,52	4,14	3,04	2,4	–	–	–	–
<i>В России (РСФСР и РФ), 1921–2016 гг.</i>												
Общее	24,54	12,54	7,76	4,22	3,29	2,41	–	–	–	–	–	–
Тростникового, 1960–2015 гг.	9,97	5,54	4,11	3,13	2,44	–	–	–	–	–	–	–
<i>На Кубани, 1921–2016 гг.</i>												
Общее	22,44	12,24	7,73	4,61	4,16	–	–	–	–	–	–	–
Тростникового, 1960–2014 гг.	9,79	5,69	5,05	4,56	4,11	3,15	–	–	–	–	–	–
<i>В США, 1832–2015 гг.</i>												
Общее	47,11	19,34	12,21	7,41	5,56	3,89	3,06	2,24	–	–	–	–
Тростникового, 1832–2016 гг.	50,9	25,45	16,97	12,73	10,18	25,91	12,96	19,61	9,81	15,7	12,3	–
Свекловичного, 1873–2015 гг.	19,23	12,34	7,38	8,23	5,6	3,88	3,06	2,55	2,09	–	–	–

<i>Производство сахара</i>	<i>Цикл</i>											
	<i>1</i>	<i>2</i>	<i>3</i>	<i>4</i>	<i>5</i>	<i>6</i>	<i>7</i>	<i>8</i>	<i>9</i>	<i>10</i>	<i>11</i>	<i>12</i>
<i>В отдельных странах</i>												
Куба, 1849–2014 гг.	31,84	19,85	10,59	7,66	4,38	2,92	3,65	2,4	–	–	–	–
Германия, 1910–2015 гг.	31,15	15,57	10,38	24,1	12,05	19,54	9,77	16,5	14,1	12,33	11,04	9,94
Бразилия, 1949–2015 гг.	14,96	9,13	5,36	4,12	3,17	2,65	2,3	–	–	–	–	–
Индия, 1949–2016 гг.	18,54	6,39	7,93	4,12	2,57		–	–	–	–	–	–

Таблица 2 – Матрица базовых амплитудных частот (циклов) производства сахарной свеклы и сахарного тростника, построенная с помощью вейвлет-анализа

<i>Показатель</i>	<i>Цикл</i>											
	<i>1</i>	<i>2</i>	<i>3</i>	<i>4</i>	<i>5</i>	<i>6</i>	<i>7</i>	<i>8</i>	<i>9</i>	<i>10</i>	<i>11</i>	<i>12</i>
<i>Россия (Российская империя, СССР и РФ), 1881–2016 гг.</i>												
Посевная площадь сахарной свеклы	44,15	25,43	14,72	11,04	8,33	6,38	5,14	4,31	3,16	2,51	2,26	2,06
Урожайность сахарной свеклы	39,89	19,95	13,3	9,97	30,76	15,38	10,25	12,55	10,45	14,55	12,9	9,46
Валовой сбор сахарной свеклы	42,24	25,27	12,66	9,58	6,3	4,31	3,54	3,24	2,5	2,26	2,08	–
<i>Кубань, 1932–2016 гг.</i>												
Посевная площадь сахарной свеклы, 1920–2016 гг.	23,86	16,25	12,82	10,4	4,34	2,9	2,09	–	–	–	–	–
Урожайность сахарной свеклы	24,88	18,91	15,09	12,17	9,25	8,09	6,35	5,38	3,85	2,4	2,07	–
Валовой сбор сахарной свеклы	23,7	12,44	9,4	7,92	6,28	5,49	4,75	4,29	3,85	2,85	2,41	2,08
<i>США, 1903–2016 гг.</i>												
Посевная площадь сахарной свеклы	20,49	12,16	10,72	9,23	8,44	7,48	5,75	5,1	4,31	3,15	2,32	–
Урожайность сахарной свеклы										–	–	–
Валовой сбор сахарной свеклы	19,53	12,31	9,28	8,44	7,48	5,75	4,31	3,15	–	–	–	–
<i>США, 1909–2016 гг.</i>												
Посевная площадь сахарного тростника	31,63	24,12	19,63	12,85	10,27	7,09	5,57	4,7	3,96	3,4	2,73	2,25
Урожайность сахарного тростника	32	24,12	19,29	14,71	12,85	11,36	9,52	8,66	7,84	6,57	4,43	3,3
Валовой сбор сахарного тростника	19,18	15,15	12,85	7,17	5,5	4,32	3,32	3,	6	2,25	–	–

Показатель	Цикл											
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
<i>Германия, 1920–2016 гг.</i>												
Посевная площадь сахарной свеклы	27,79	17,89	14,93	12,75	9,29	6,26	4,36	2,89	2,25	–	–	–
Урожайность сахарной свеклы, 1920–2015 гг.	27,63	21,55	17,89	14,93	11,39	9,19	7,05	5,16	4,69	3,68	3,38	2,55
Валовой сбор сахарной свеклы, 1836–2015 гг. ⁵	52,6	36,69	25,42	19,27	16,54	14,4	12,37	10,77	9,18	7,61	5,61	4,72
<i>Бразилия, 1960–2015 гг.</i>												
Посевная площадь сахарного тростника	16,09	12,7	10,29	8,72	7,56	5,96	4,56	3,88	3,39	2,32	–	–
Урожайность сахарного тростника	16,09	12,58	10,33	8,72	7,56	5,96	5,38	4,54	–	–	–	–
Валовой сбор сахарного тростника	15,88	10,29	8,72	7,56	5,96	3,91	3,41	2,91	2,32	2,08	–	–
<i>Индия, 1949–2015 гг.</i>												
Посевная площадь сахарного тростника	19,11	15,06	12,12	10,27	8,88	7,84	6,28	4,48	3,71	2,91	–	–
Урожайность сахарного тростника	19,42	15,06	12,31	10,4	9,03	7,97	7,12	6,41	5,46	4,57	4,13	2,94
Валовой сбор сахарного тростника, 1950–2015 гг.	18,95	15,25	12,21	10,27	7,84	6,28	4,08	3,3	2,5	2,25	–	–

⁵Дополнительные частоты: 4,22; 3,7; 3,05; 2,51 и 2,08.

Результаты по НВП дополняют имеющиеся полученные ранее в спектральном анализе. Далее для объективности изучаемых процессов сравним НВП и ДВП (дискретные вейвлет-преобразования), и предложим наиболее предпочтительный способ для прогнозирования показательной деятельности в других отраслях АПК.

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 СWT» / 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 prognozirovaniye ciklicheskih vremennyh rjadov s ispol'zovaniem vejvlov i nejrosetevykh nechetkih pravil vyvoda // V. I. Alekseev. – Jugra: Vestnik JuGU. 2013. Vypusk № 3. S.3–10. [Jelektron nyjresurs]. 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. Iljushin. Teorija i primenenie vejvlet-analiza. – [Jelektronnyj resurs]. Rezhim dostupa: <http://atm563.phus.msu.ru/Ilyushin/index.htm>.

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

7. Kiselev A. Prilozheniya 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-preobrazovaniya / 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. Primenenie 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. Primenenie vejvlet preobrazovaniya dlja rascheta moshhnosti v sistemah jelektrosnabzheniya pri nestacionarnyh rezhi-mah raboty // Innovacii v nauke: sb. st. po mater. LI mezhdunar. nauch.-prakt. konf. № 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 problemam upravleniya (VSPU-2014) Moskva, 16-19 iyunya 2014. – S. 2868–2898.

12. Jakovlev A. N. Vvedenie v vejvlet-preobrazovaniya: 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, Greece. – P. 273–312. [Jelektronnyj resurs]. Rezhim dostupa: <http://cdn.intechopen.com/pdfs/34959.pdf>.

15. Polikar R. Vvedenie v vevjlet-preobrazovanie. Per. Gribunina V. G. – SPb: AVTJeKS. – [Jelektronnyj resurs]. Rezhim dostupa: <http://www.autex.spb.ru>.

ПРИЛОЖЕНИЕ 1

Блок «Пищевая промышленность»

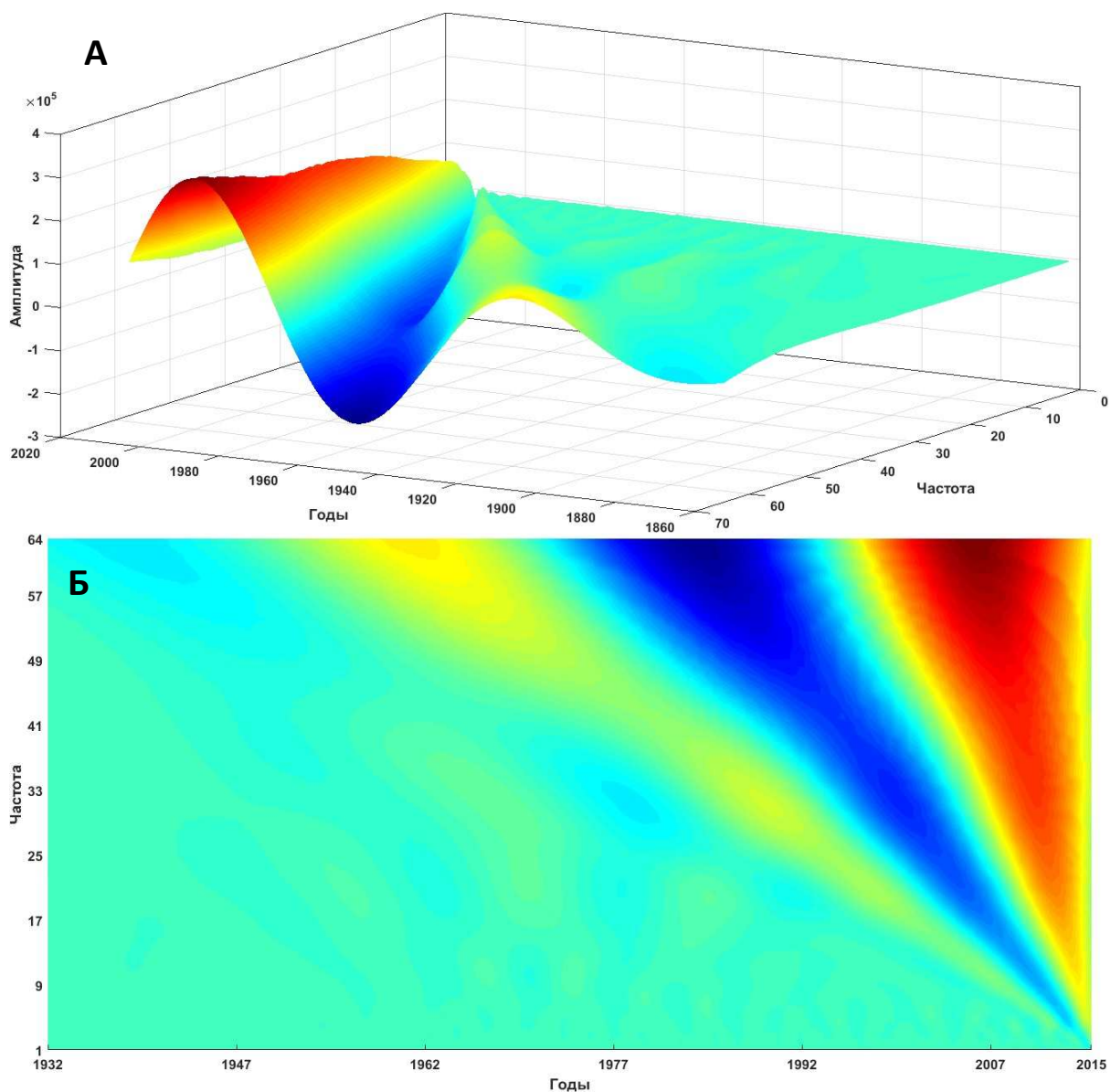


Рисунок 9 – Графическое отображение мирового производства сахара (1864–2014): в 3D-проекции (А) и его скалограммы (Б)

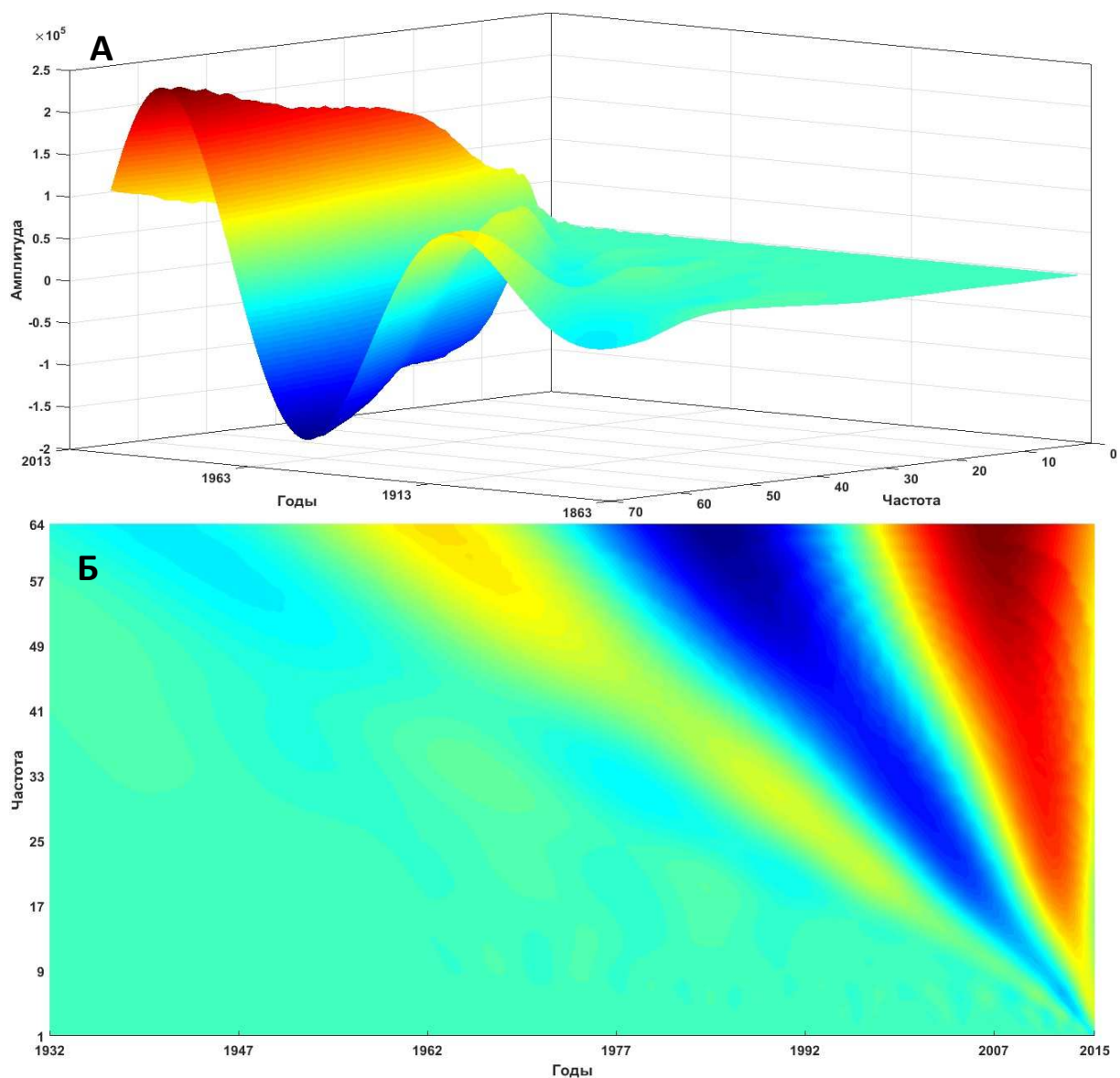


Рисунок 10 – Графическое отображение мирового производства тростникового сахара (1864–2013): в 3D-проекции (А) и его скалограммы (Б)

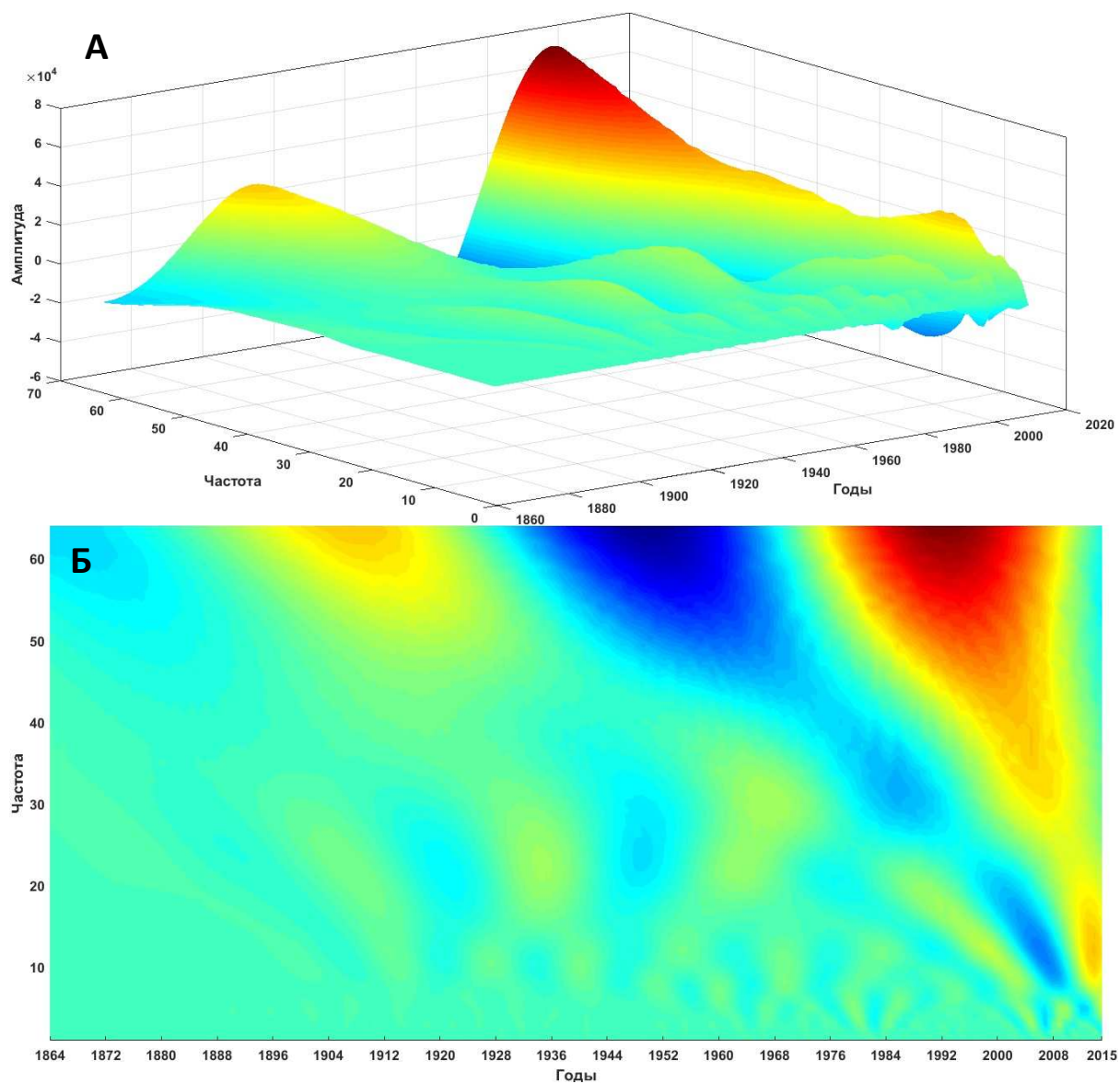


Рисунок 11 – Графическое отображение мирового производства свекловичного сахара (1864–2013): в 3D-проекции (А) и его скалограммы (Б)

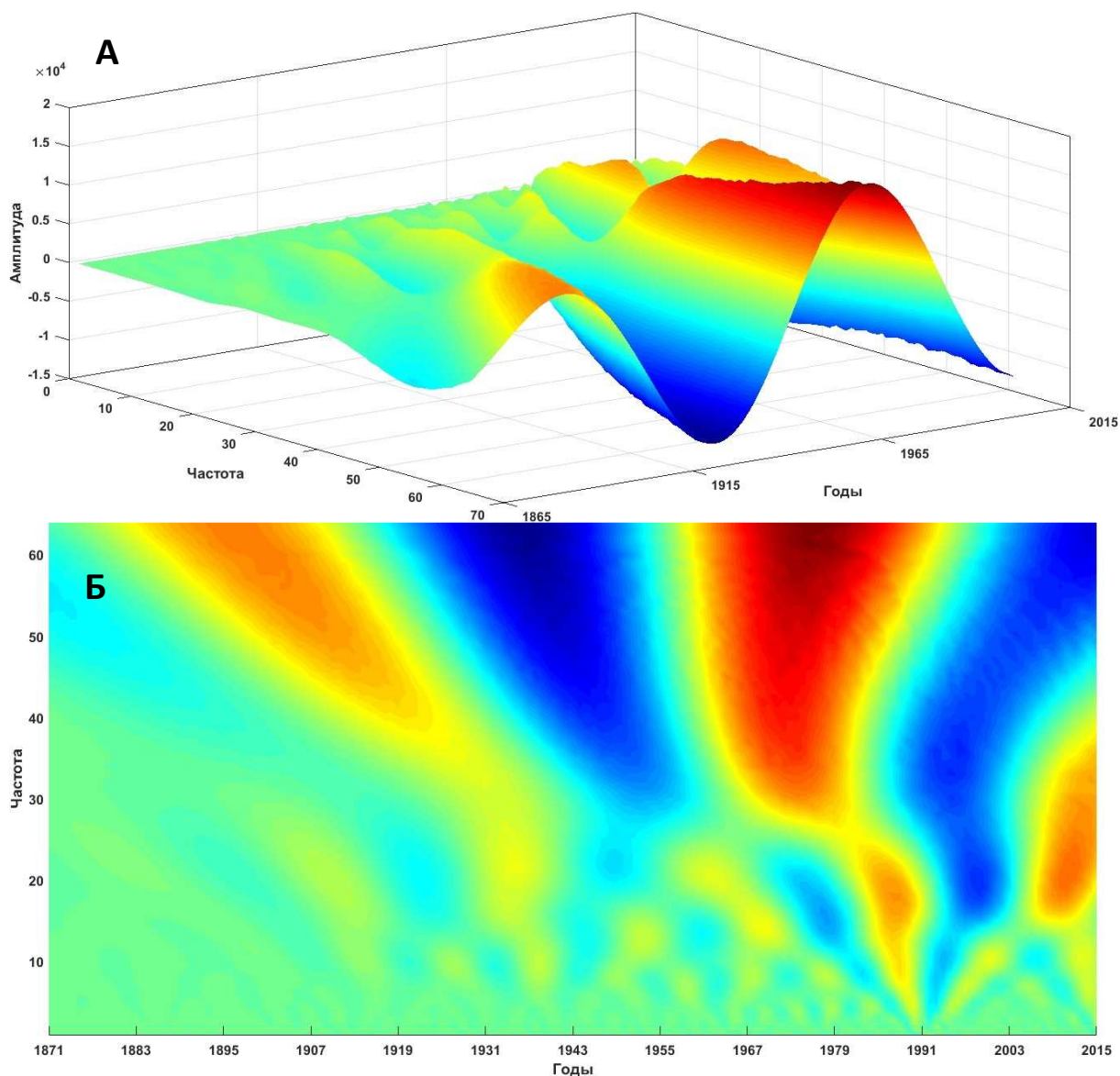


Рисунок 12 – Графическое отображение производства свекловичного сахара в России (1871–2016): в 3D-проекции (А) и его скалограммы (Б)

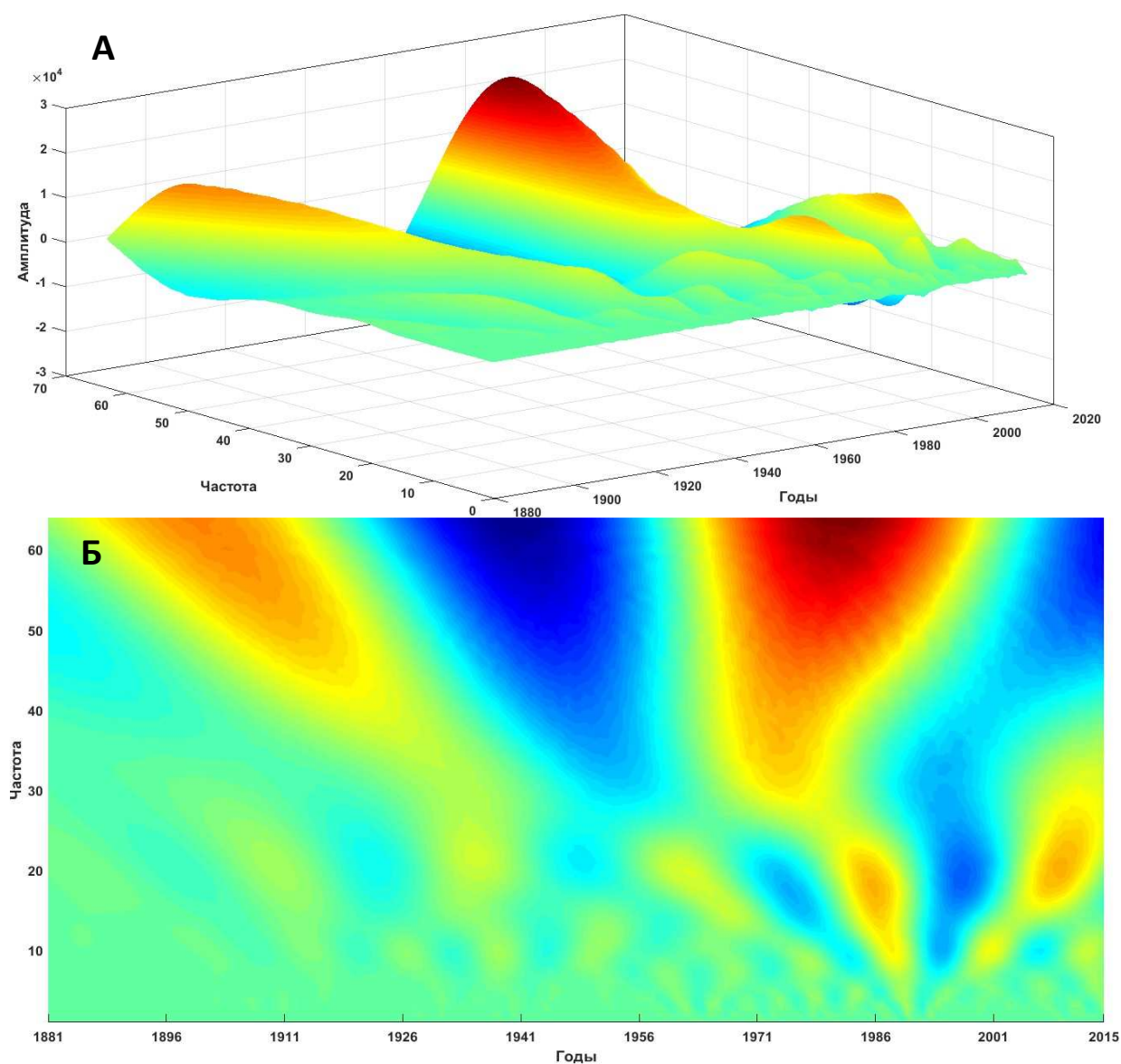


Рисунок 13 – Графическое отображение производства сахара в России (1881–2016): в 3D-проекции (А) и его скалограммы (Б)

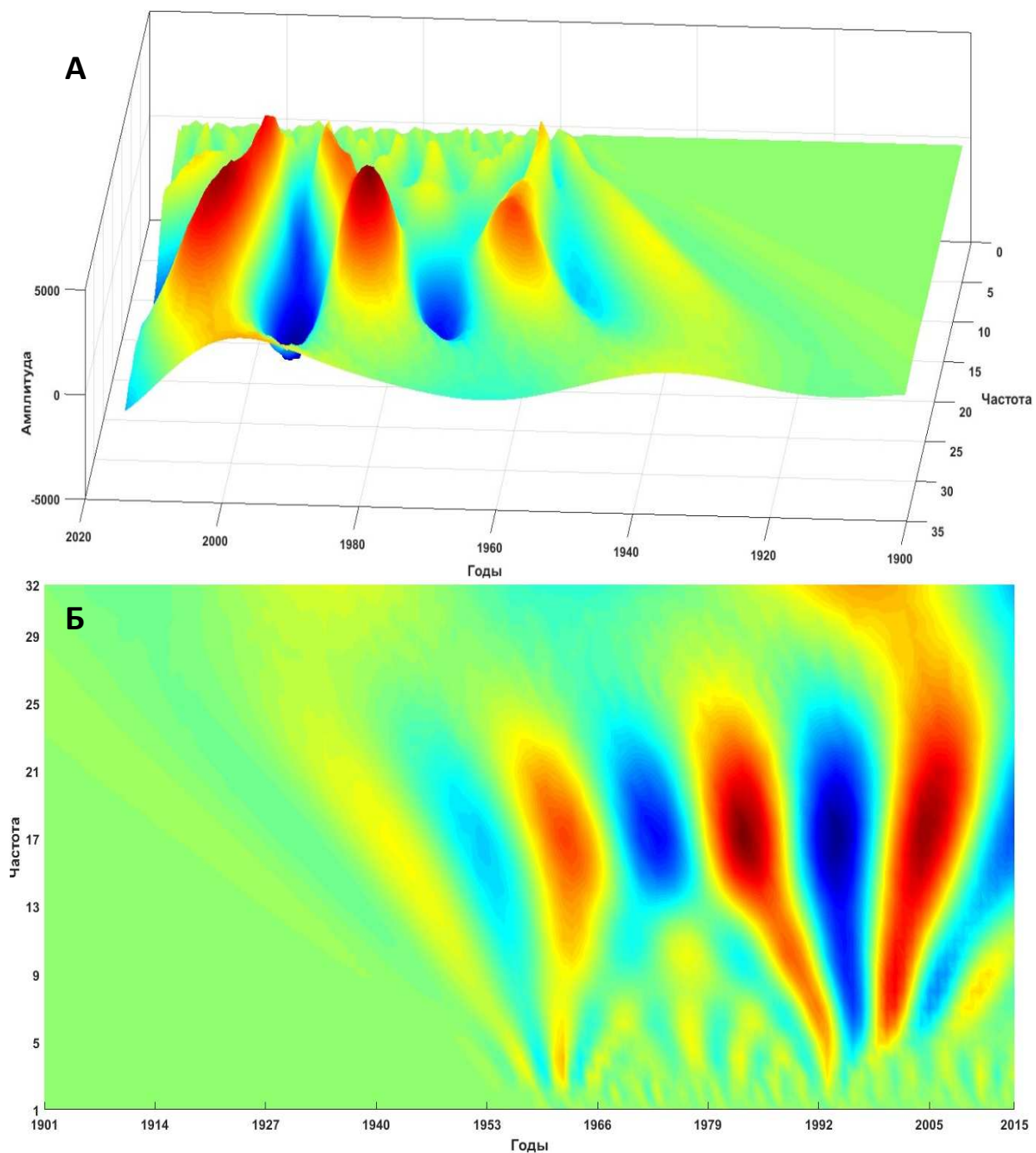


Рисунок 14 – Графическое отображение производства тростникового сахара в России (1901–2015): в 3D-проекции (А) и его скалограммы (Б)

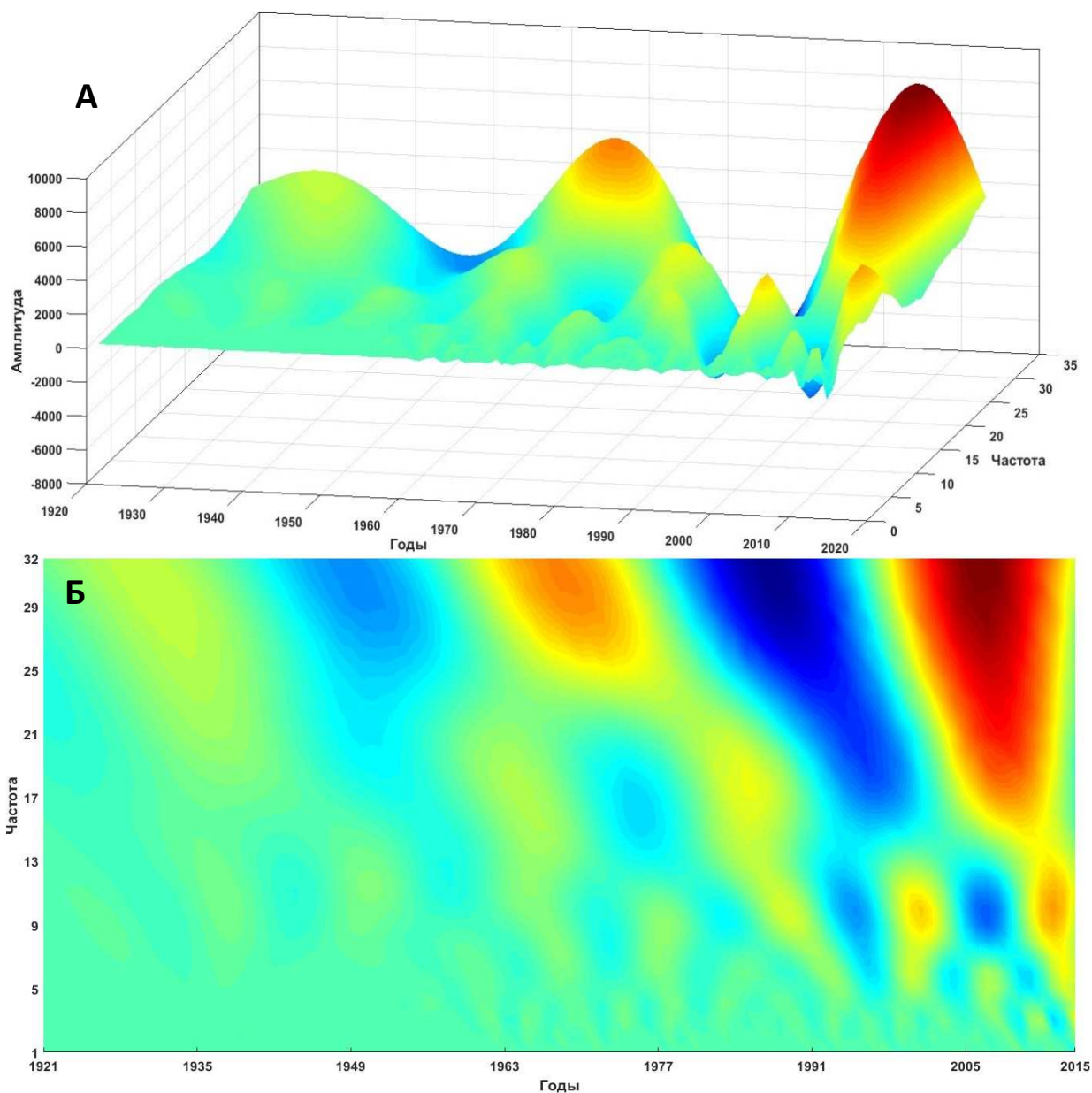


Рисунок 15 – Графическое отображение производства сахара в РСФСР и России (1921–2015): в 3D-проекции (А) и его скалограммы (Б)

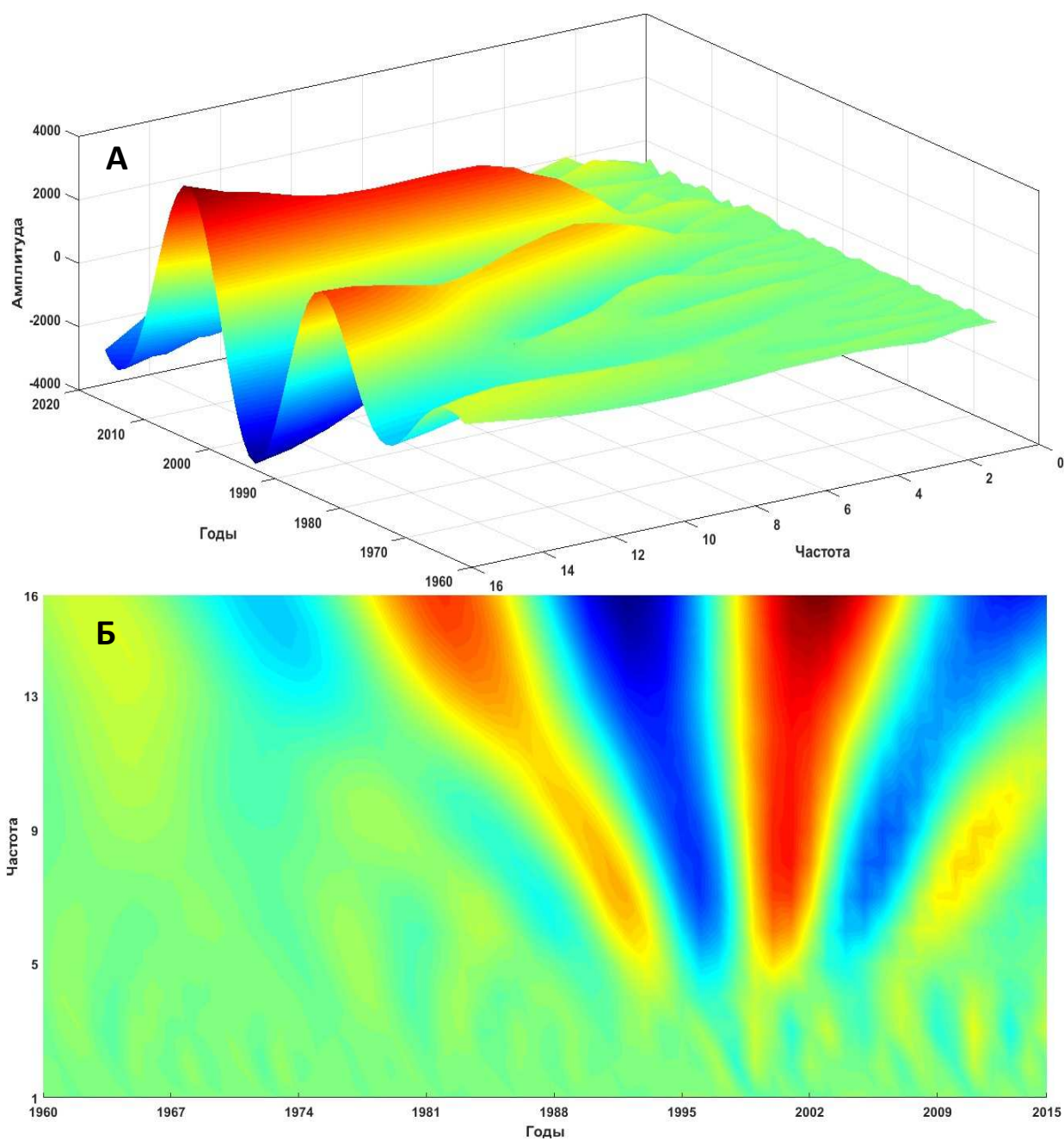


Рисунок 16 – Графическое отображение производства тростникового сахара в РСФСР и России (1960–2015): в 3D-проекции (А) и его скалограммы (Б)

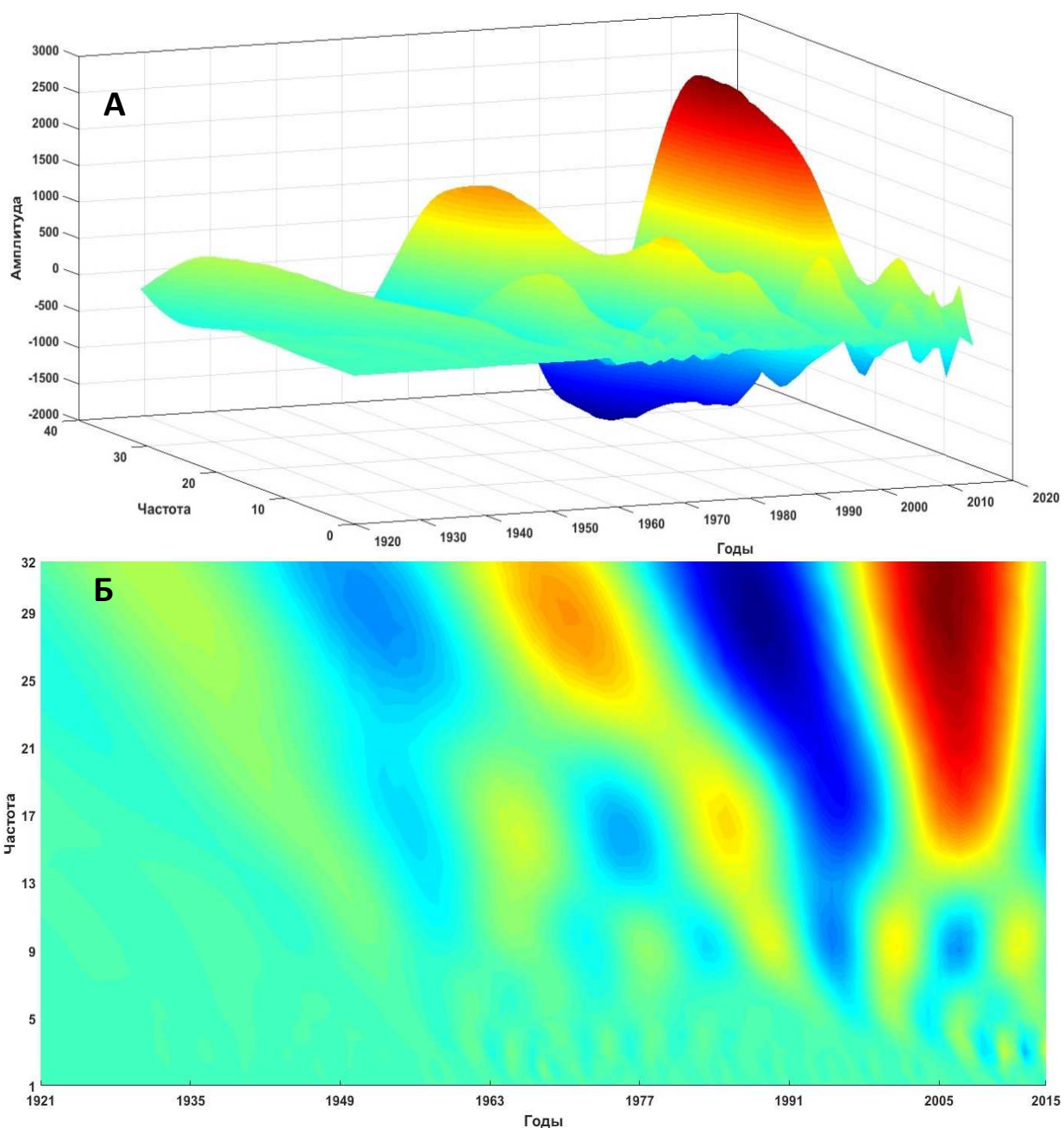


Рисунок 17 – Графическое отображение производства сахара на Кубани (1921–2015): в 3D-проекции (А) и его скалограммы (Б)

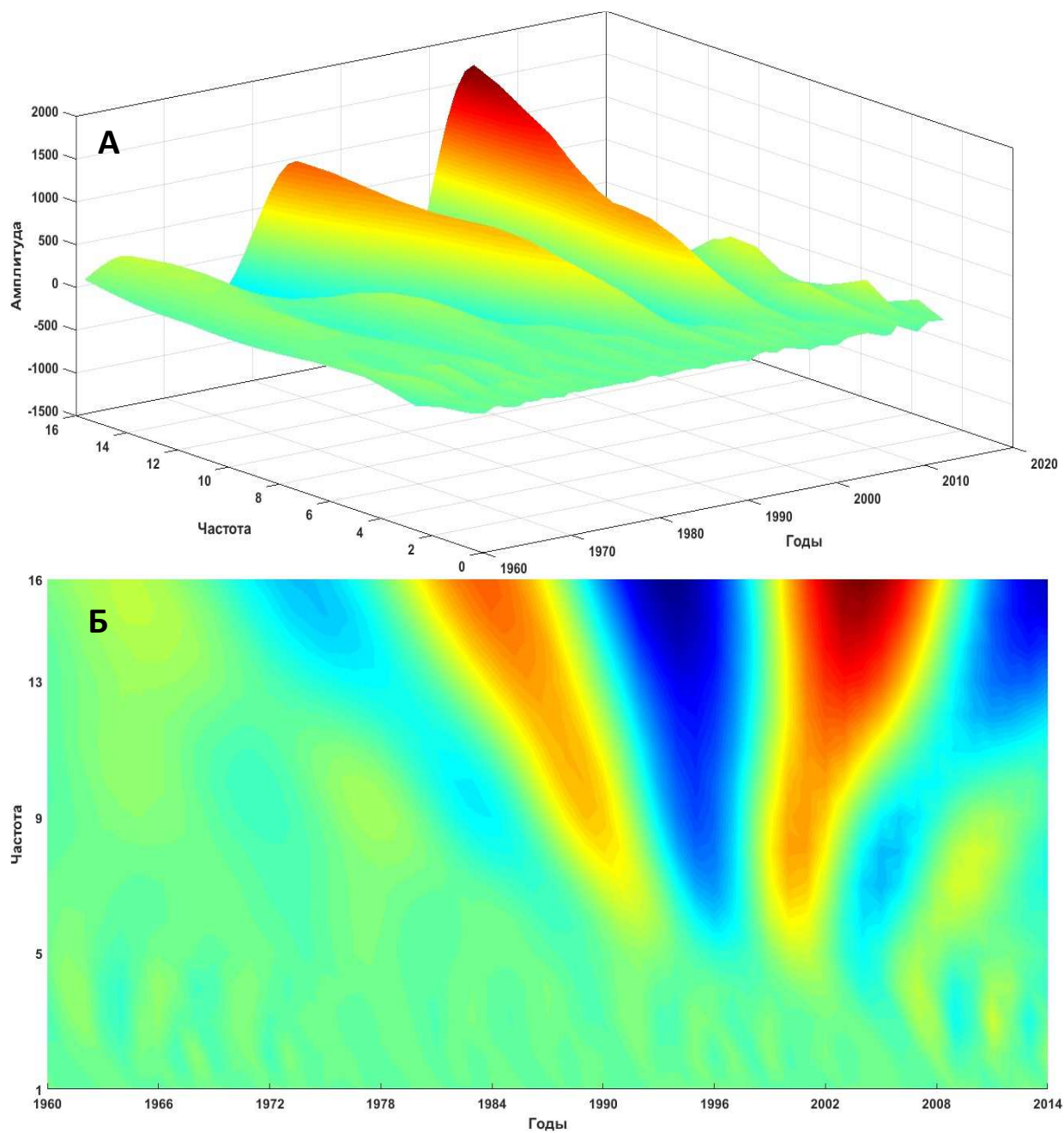


Рисунок 18 – Графическое отображение производства тростникового сахара на Кубани (1960–2014): в 3D-проекции (А) и его скалограммы (Б)

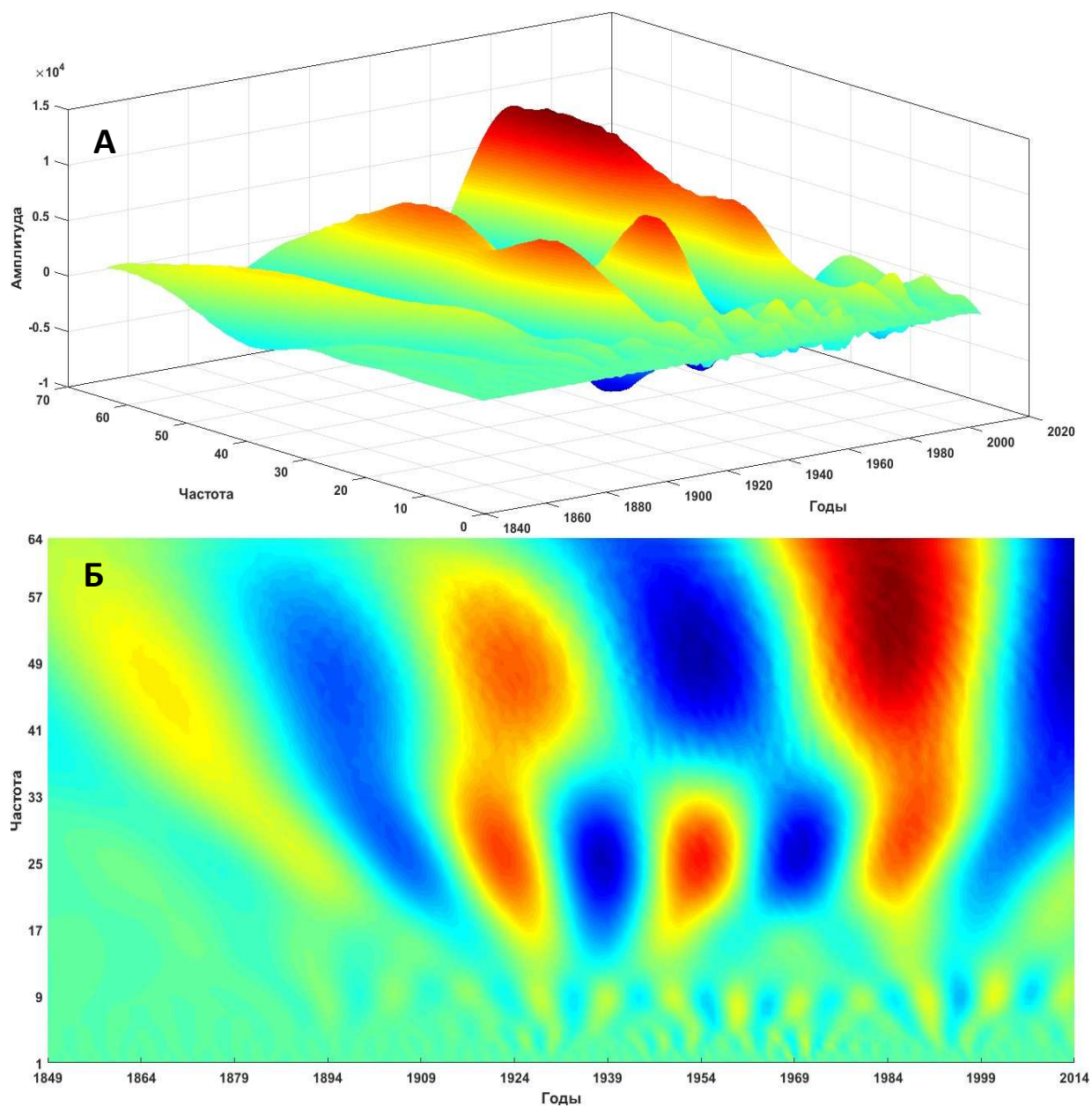


Рисунок 19 – Графическое отображение производства сахара на Кубе (1849–2014): в 3D-проекции (А) и его скалограммы (Б)

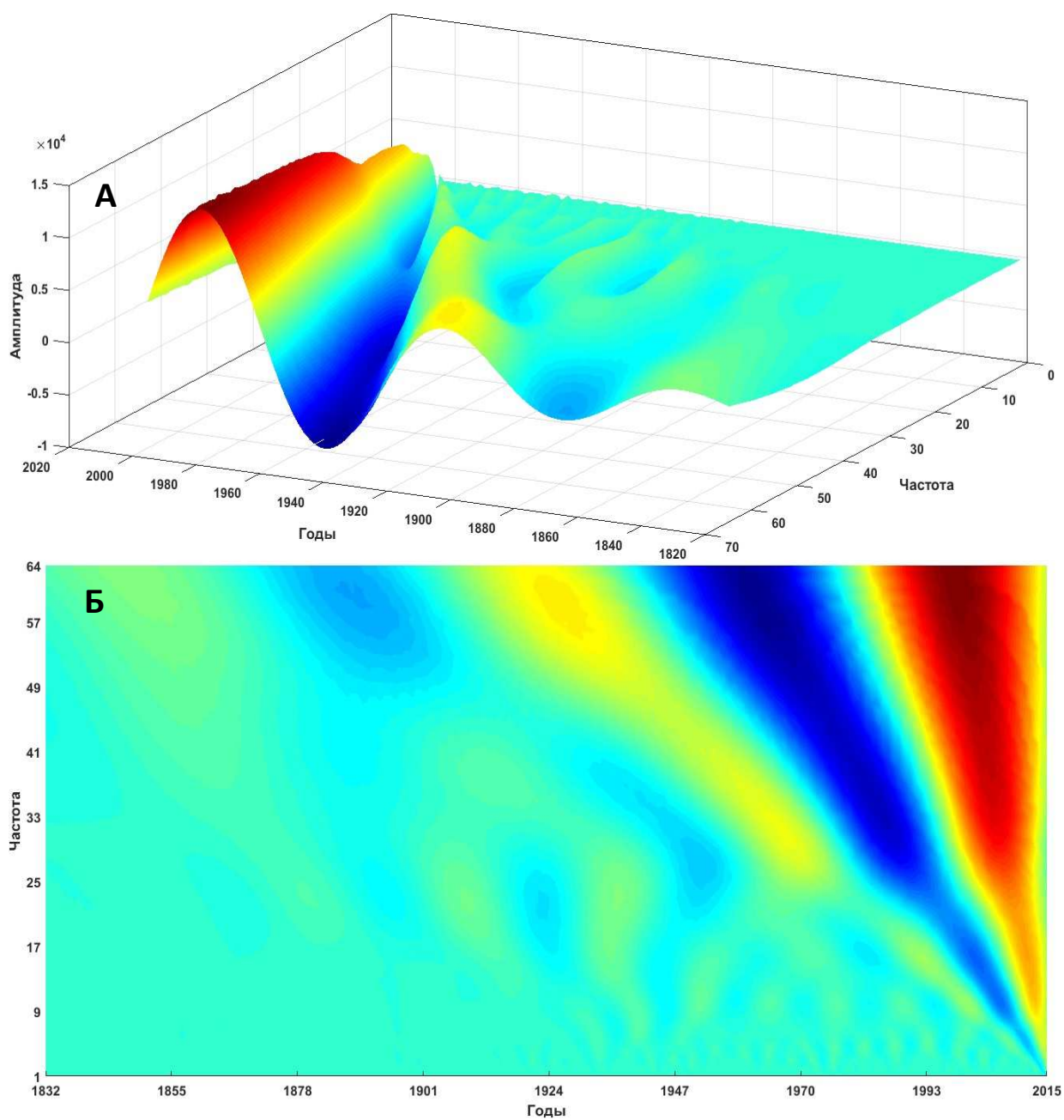


Рисунок 20 – Графическое отображение производства тростникового сахара в США (1832–2015): в 3D-проекции (А) и его скалограммы (Б)

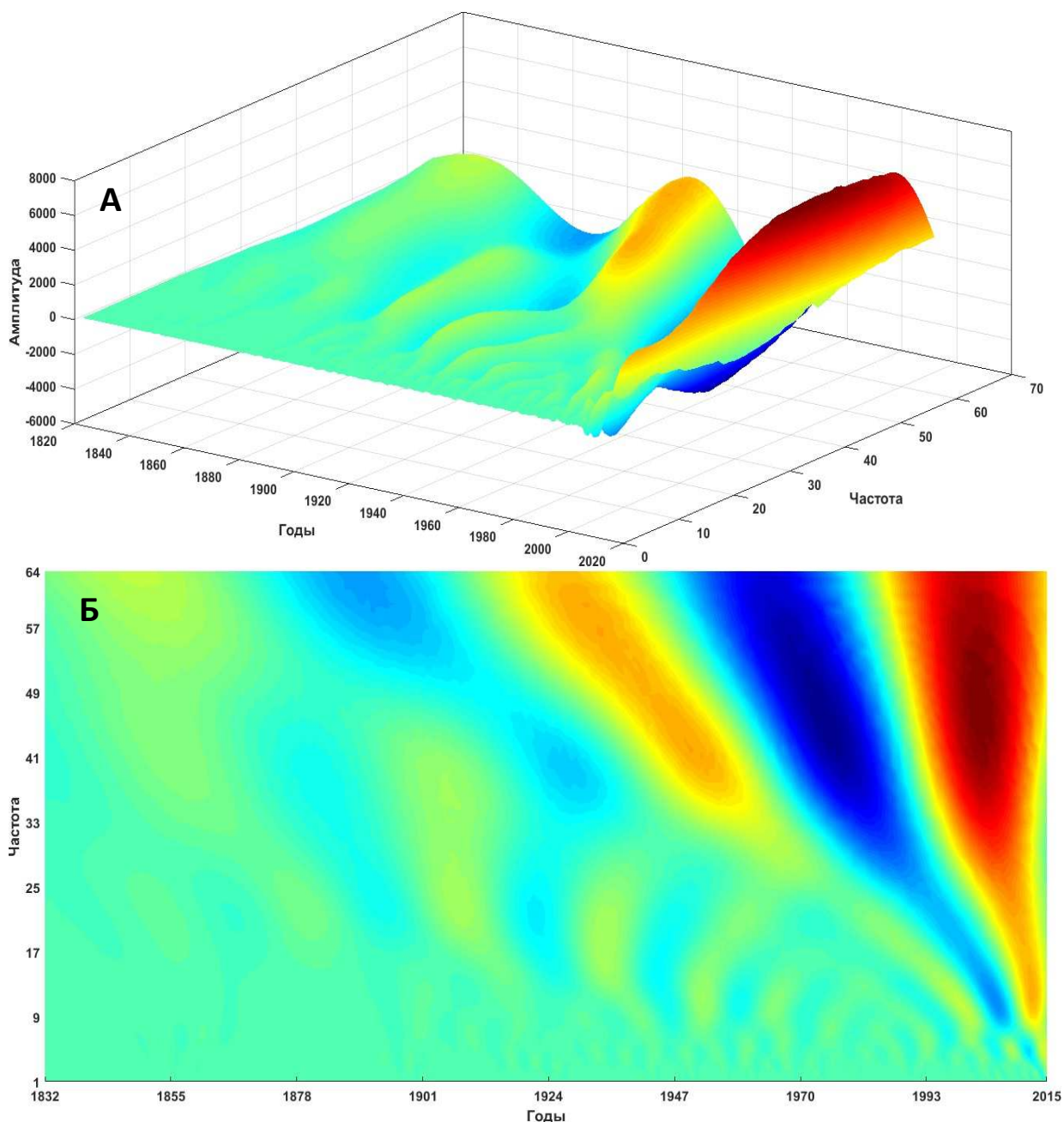


Рисунок 21 – Графическое отображение производства тростникового сахара в США (1832–2015): в 3D-проекции (А) и его скалограммы (Б)

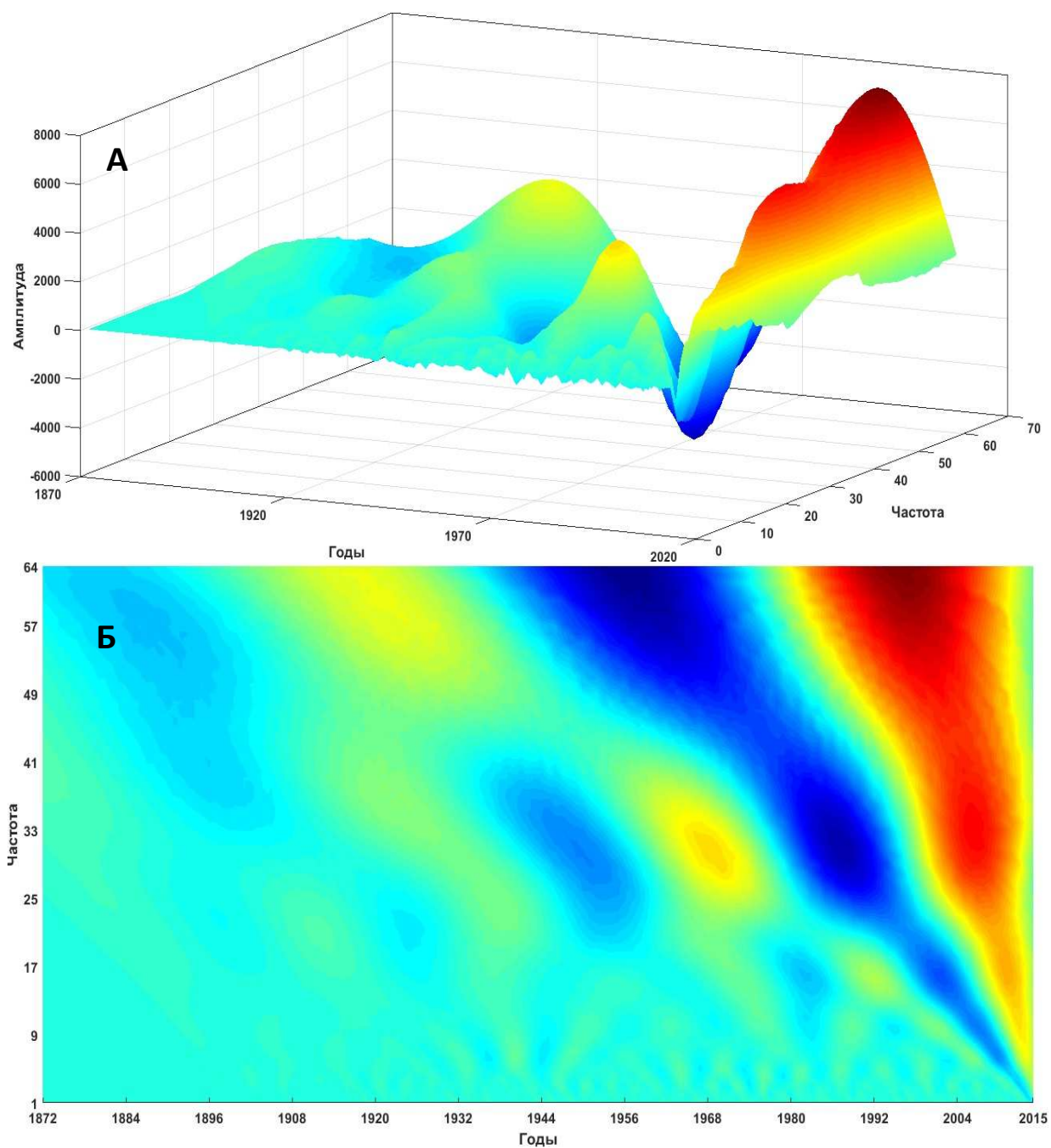


Рисунок 22 – Графическое отображение производства свекловичного сахара в США (1872–2015): в 3D-проекции (А) и его скалограммы (Б)

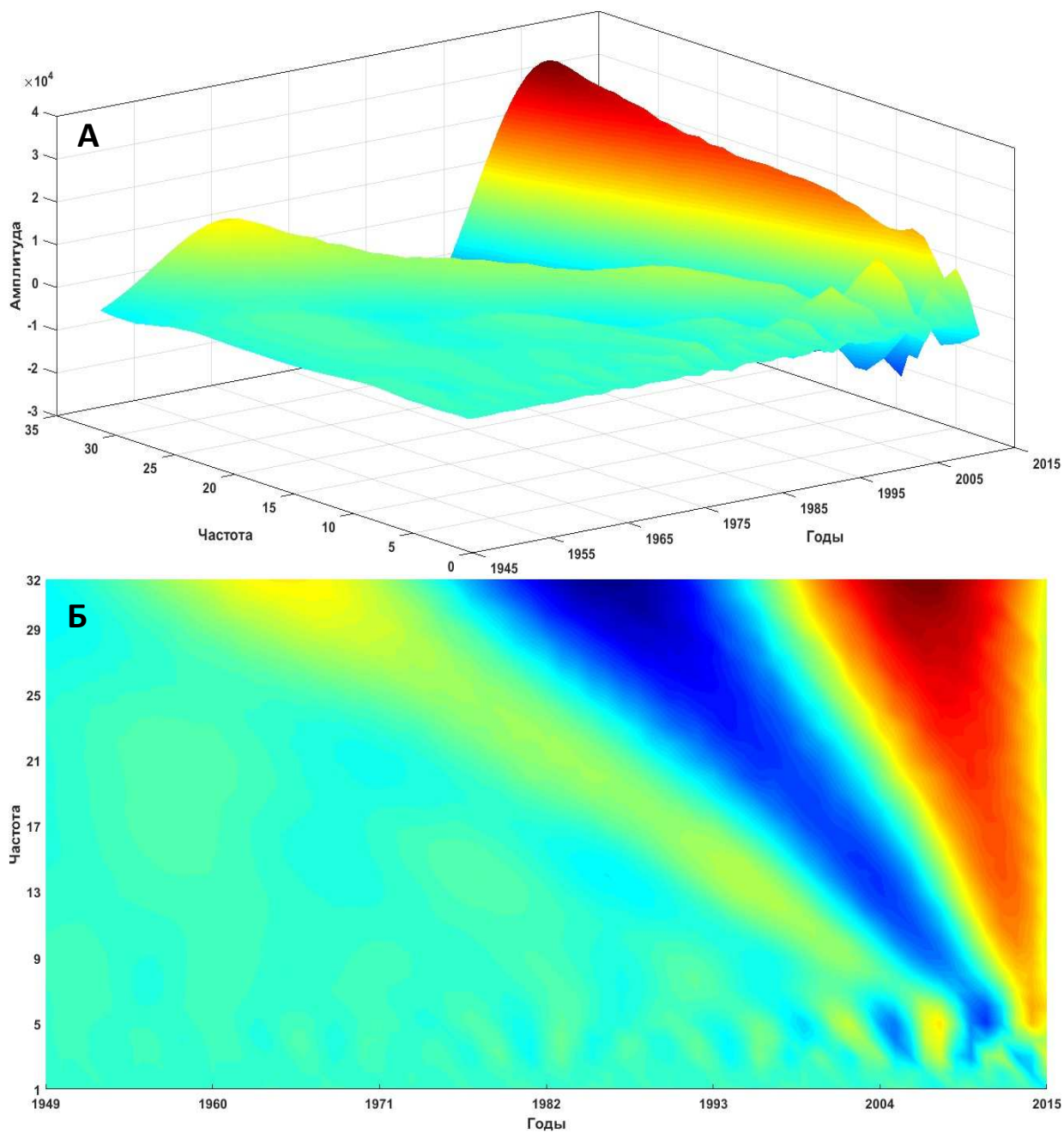


Рисунок 23 – Графическое отображение производства сахара в Индии (1949–2015):
 в 3D-проекции (А) и его скалограммы (Б)

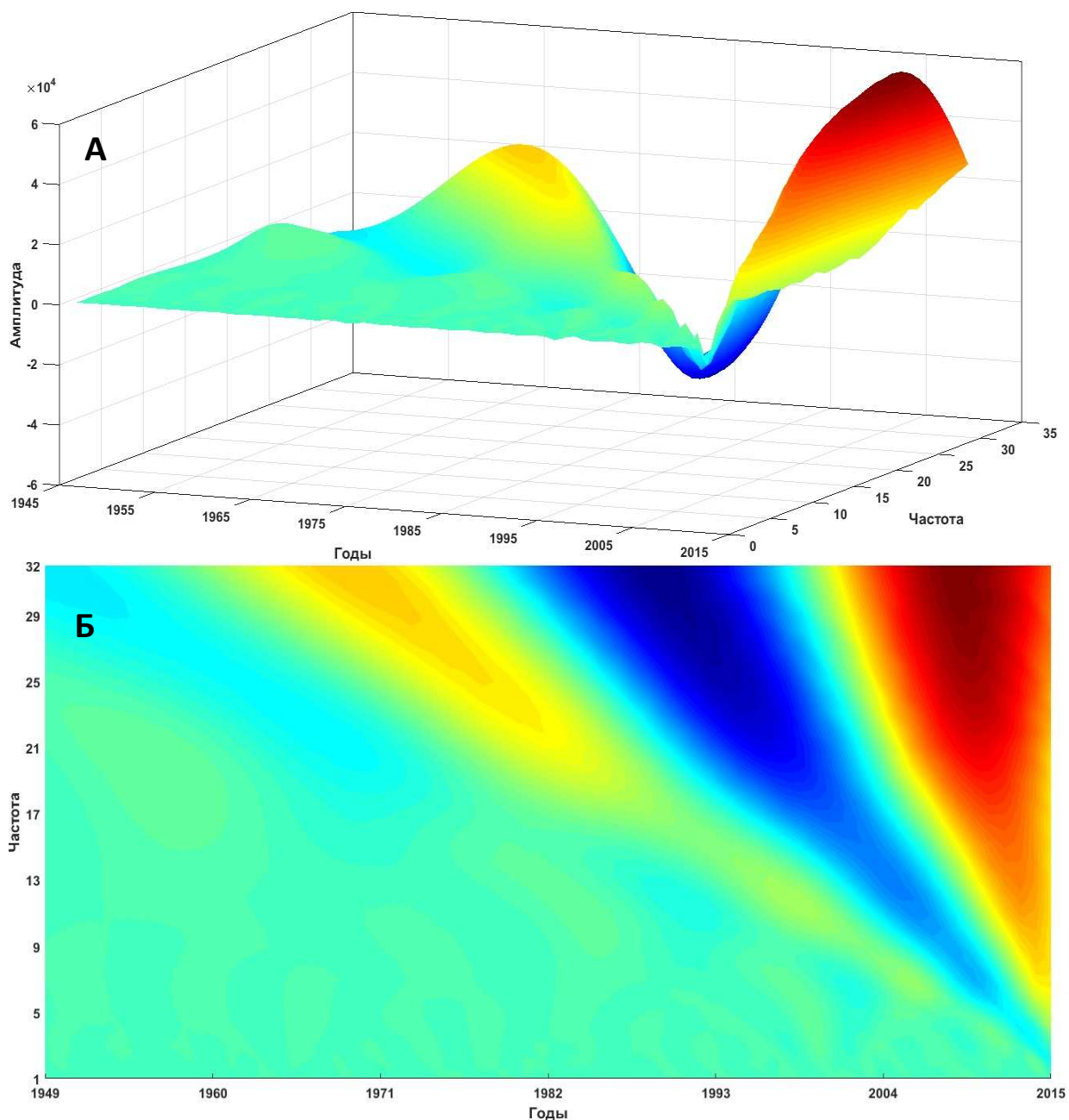


Рисунок 24 – Графическое отображение производства свекловичного сахара в Бразилии (1949–2015): в 3D-проекции (А) и его скалограммы (Б)

Блок «Аграрный сектор»

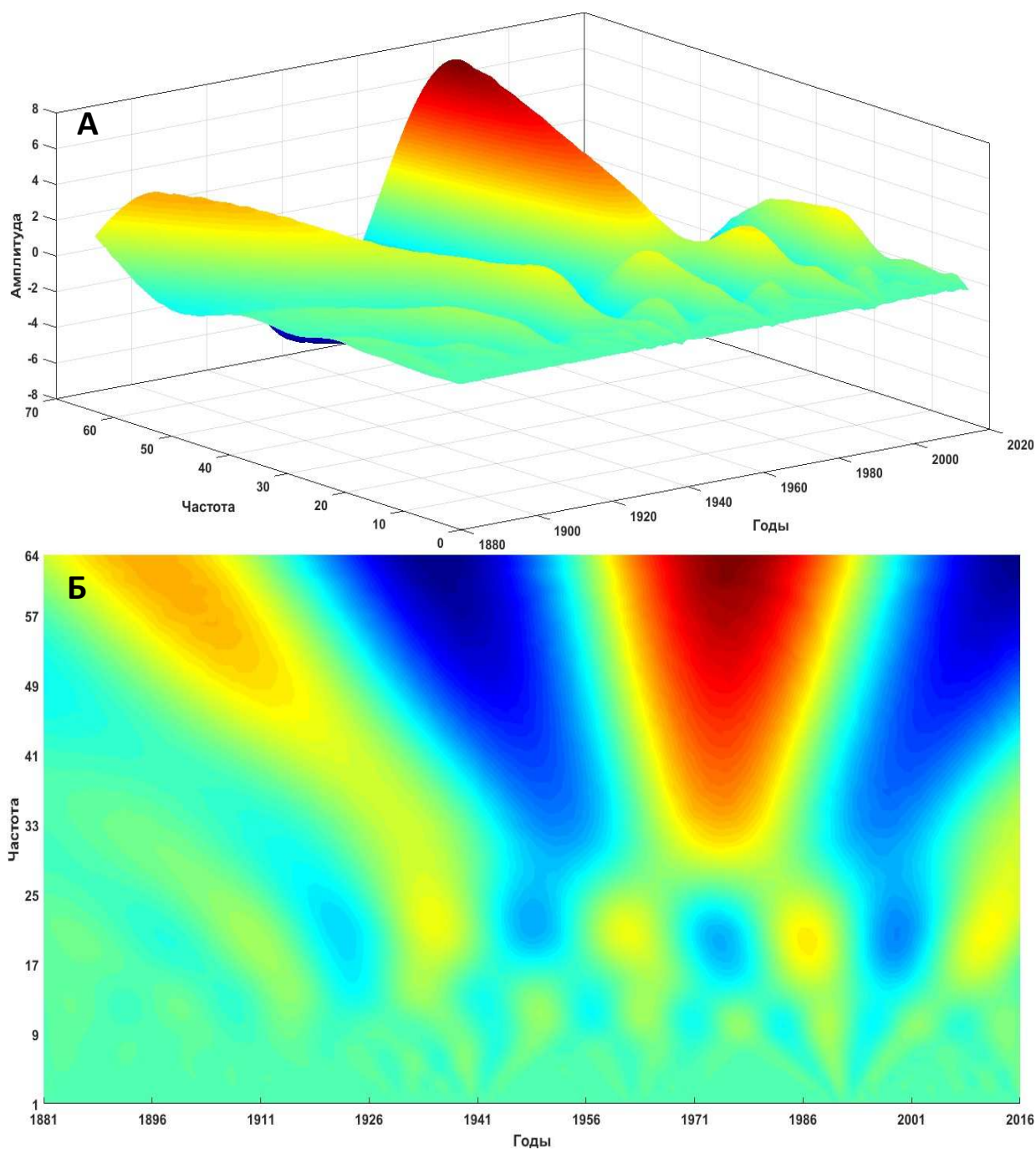


Рисунок 25 – Графическое отображение посевных площадей сахарной свеклы в России (1881–2016): в 3D-проекции (А) и его скалограммы (Б)

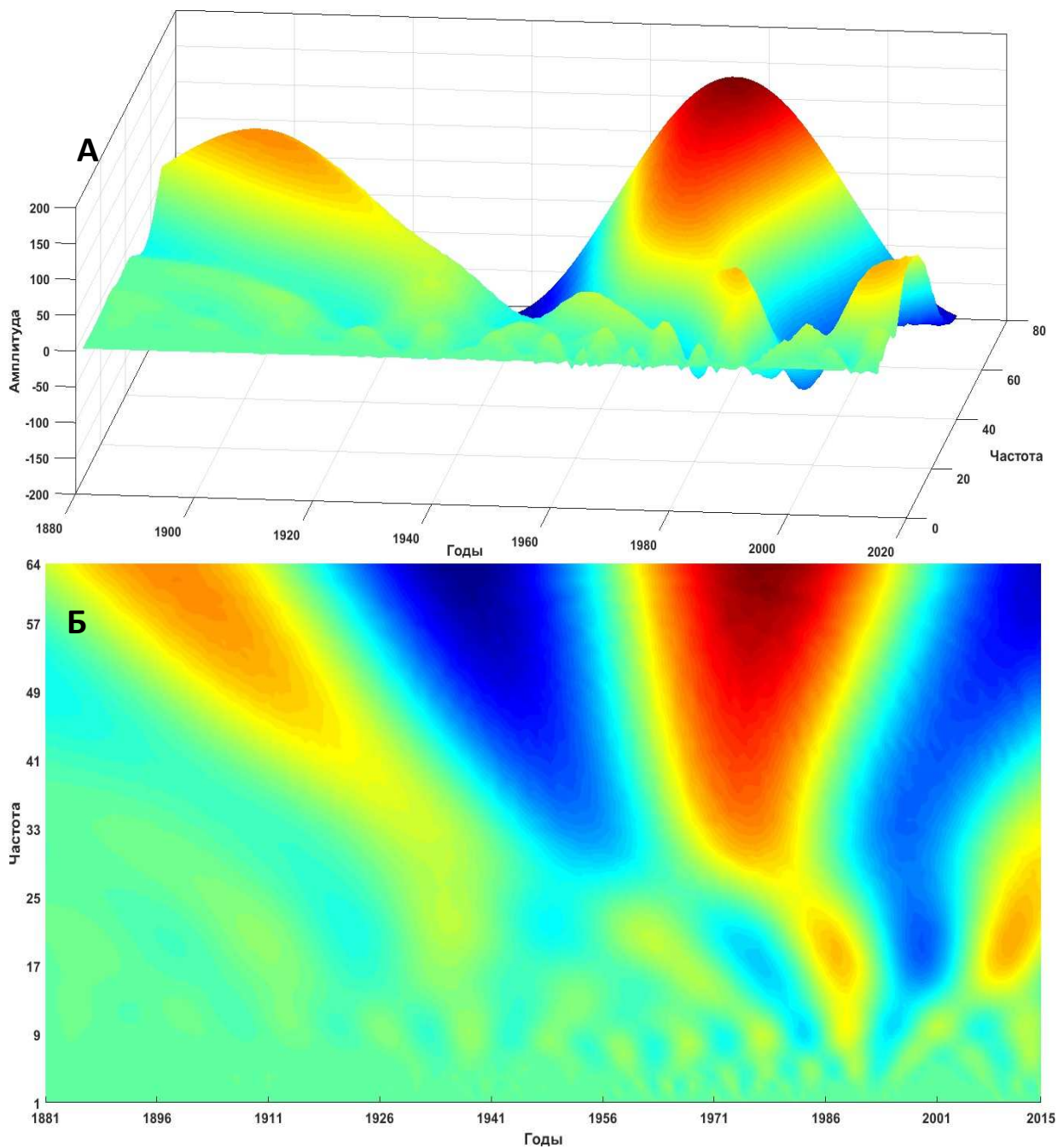


Рисунок 26 – Графическое отображение валового сбора сахарной свеклы в России (1881–2015): в 3D-проекции (А) и его скалограммы (Б)

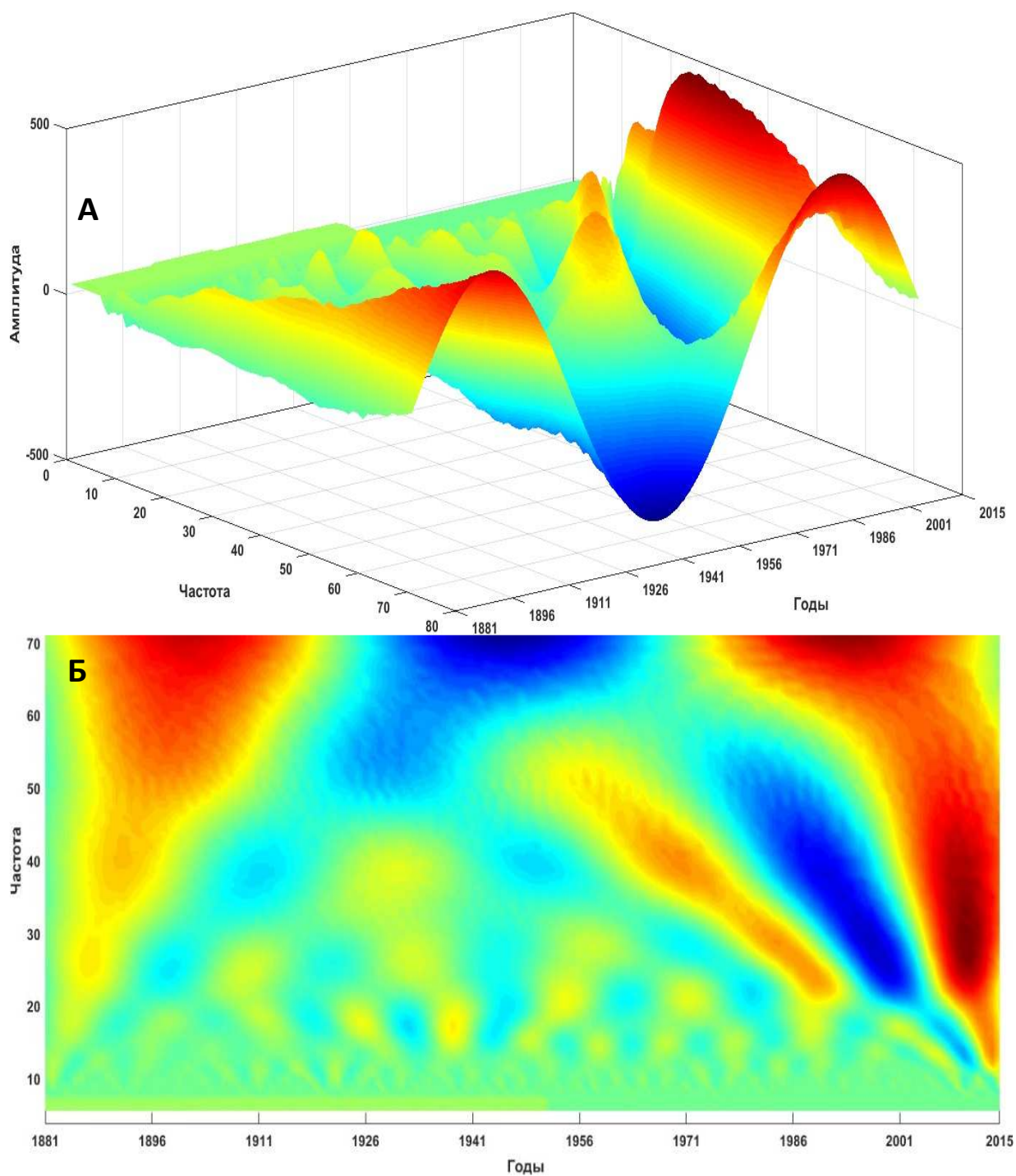


Рисунок 27 – Графическое отображение урожайности сахарной свеклы в России (1881–2015): в 3D-проекции (А) и его скалограммы (Б)

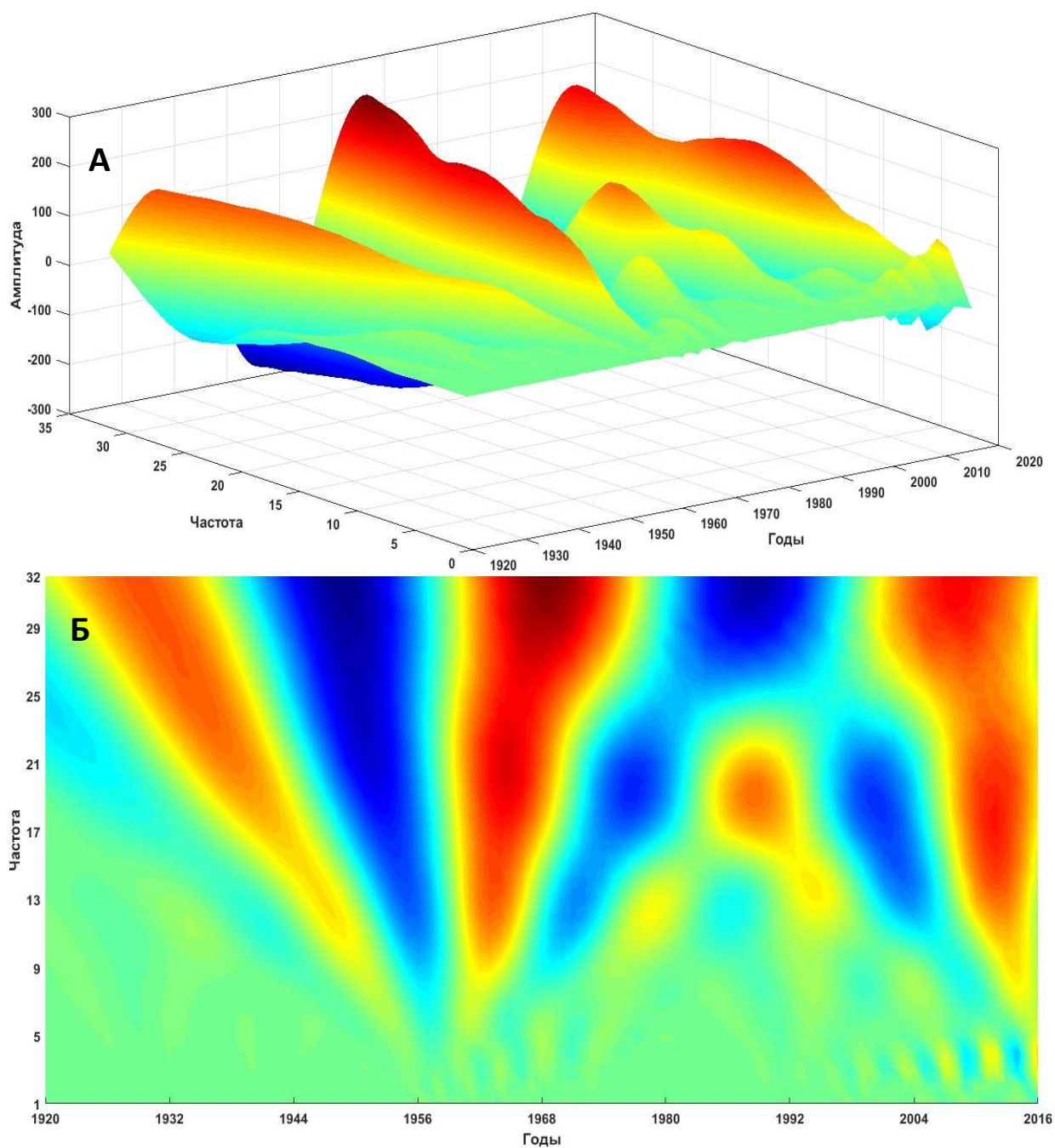


Рисунок 28 – Графическое отображение посевных площадей сахарной свеклы на Кубани (1920–2016): в 3D-проекции (А) и его скалограммы (Б)

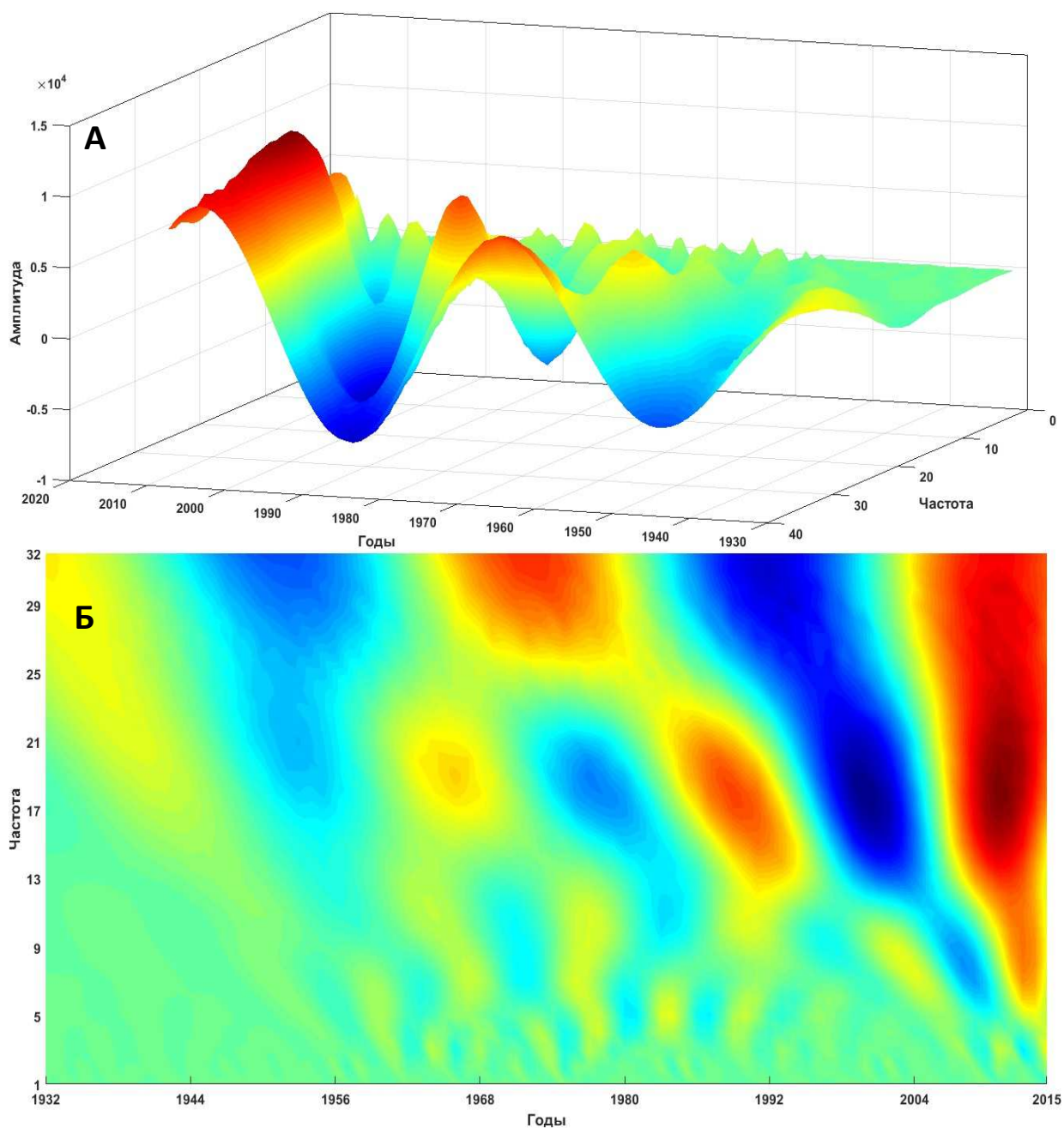


Рисунок 29 – Графическое отображение валового сбора сахарной свеклы на Кубани (1932–2015): в 3D-проекции (А) и его скалограммы (Б)

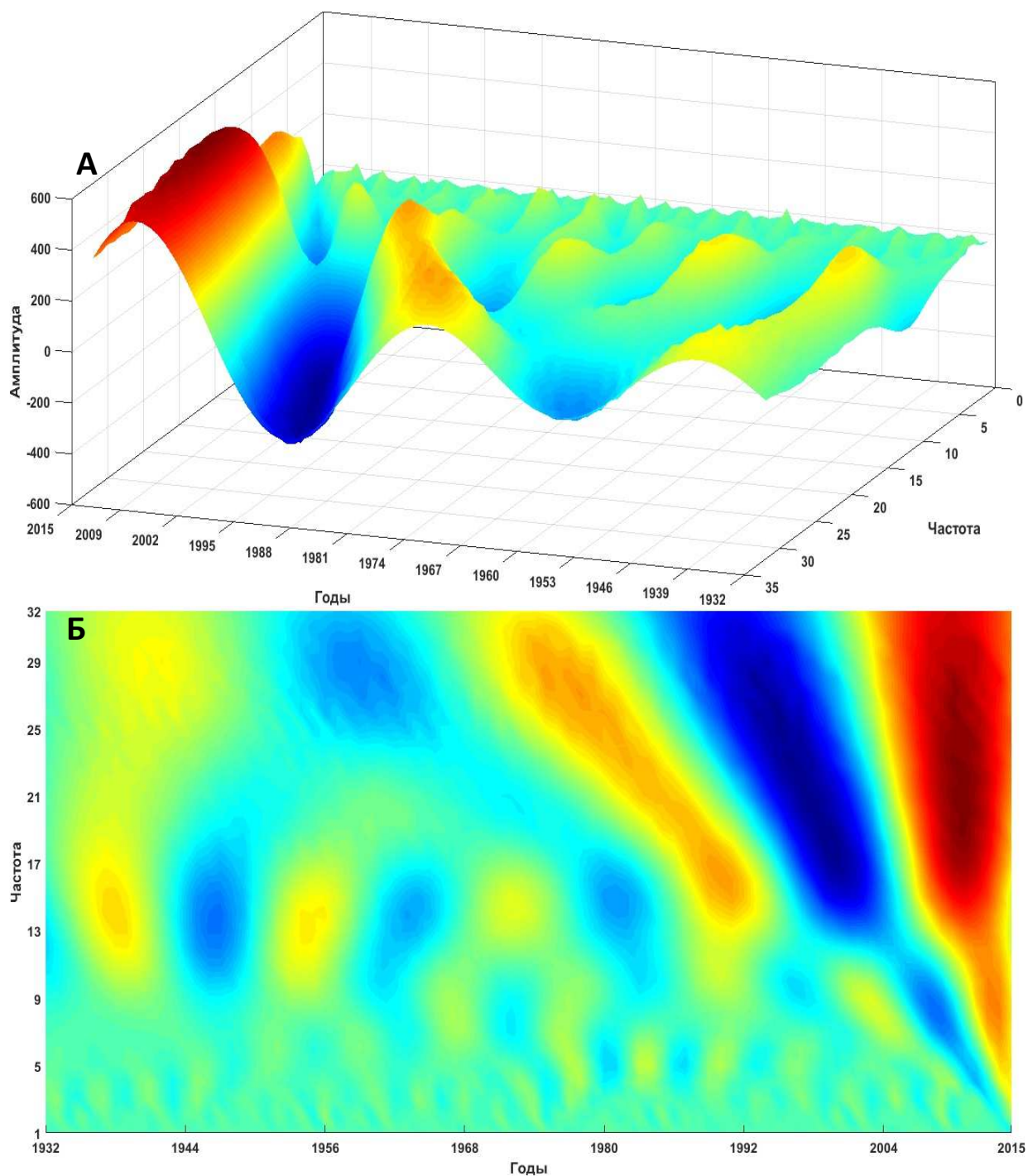


Рисунок 30 – Графическое отображение урожайности сахарной свеклы на Кубани (1932–2015): в 3D-проекции (А) и его скалограммы (Б)

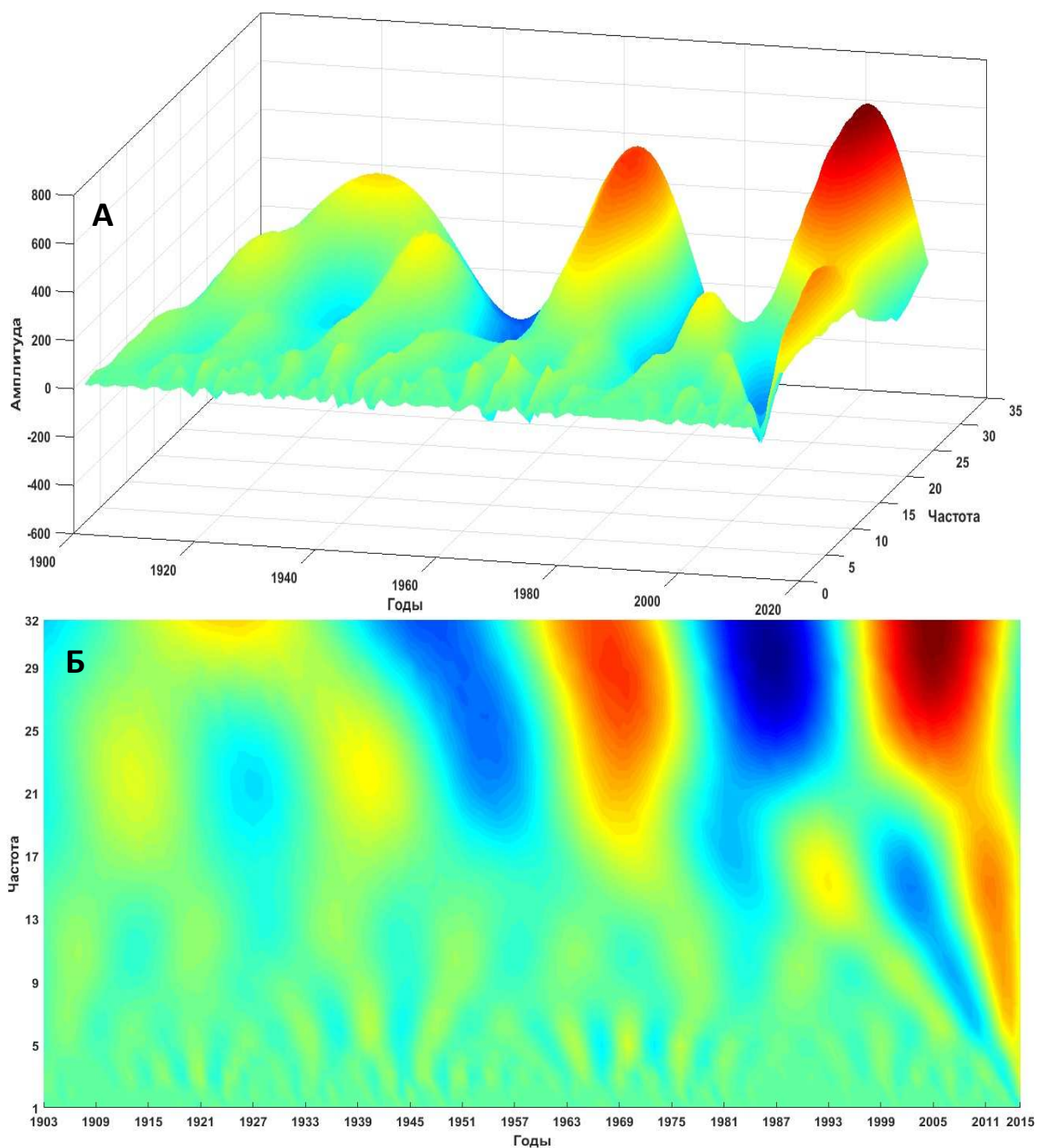


Рисунок 31 – Графическое отображение посевных площадей сахарной свеклы в США (1903–2015): в 3D-проекции (А) и его скалограммы (Б)

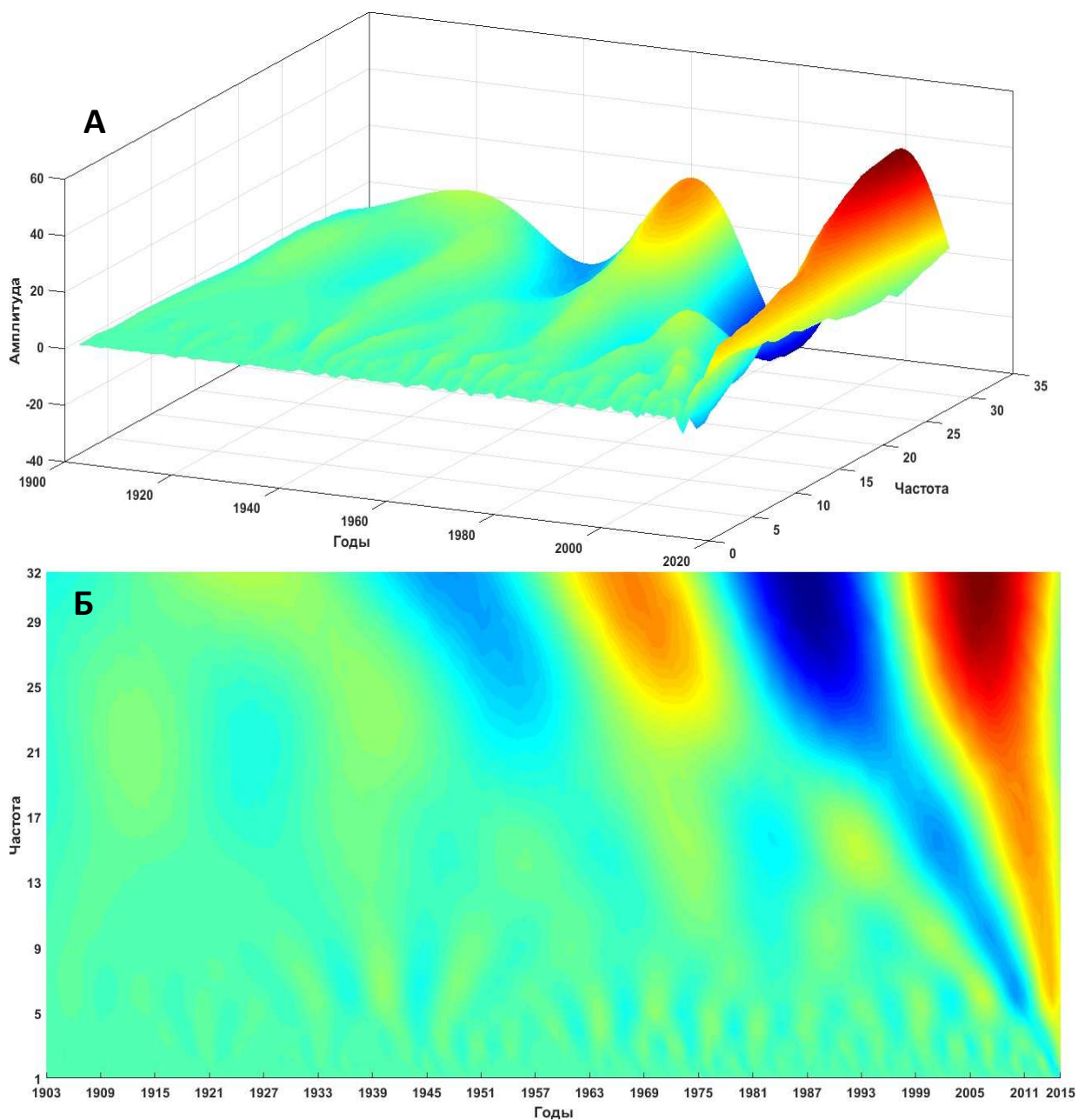


Рисунок 32 – Графическое отображение валового сбора сахарной свеклы в США (1903–2015): в 3D-проекции (А) и его скалограммы (Б)

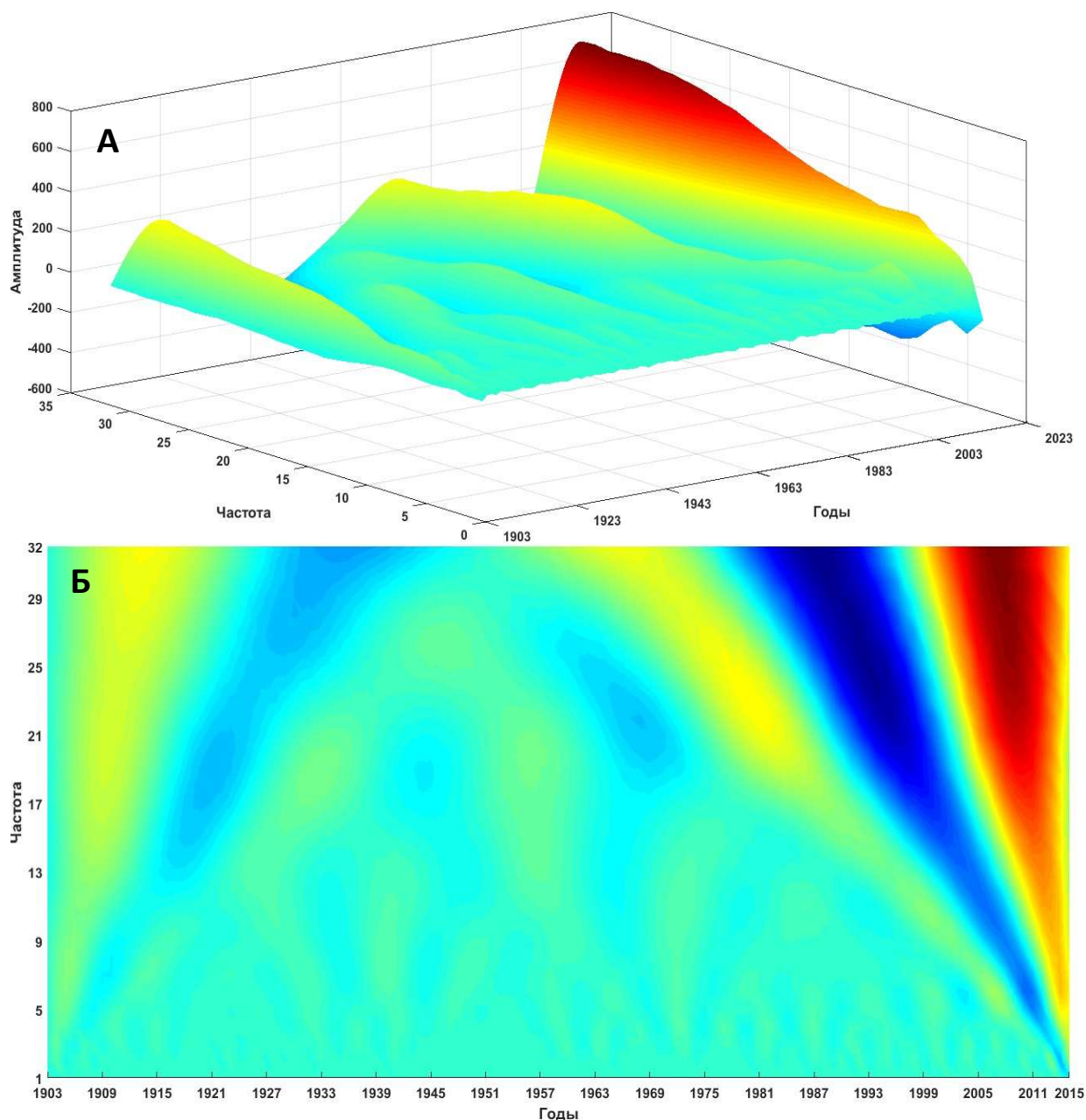


Рисунок 33 – Графическое отображение урожайности сахарной свеклы в США (1909–2015): в 3D-проекции (А) и его скалограммы (Б)

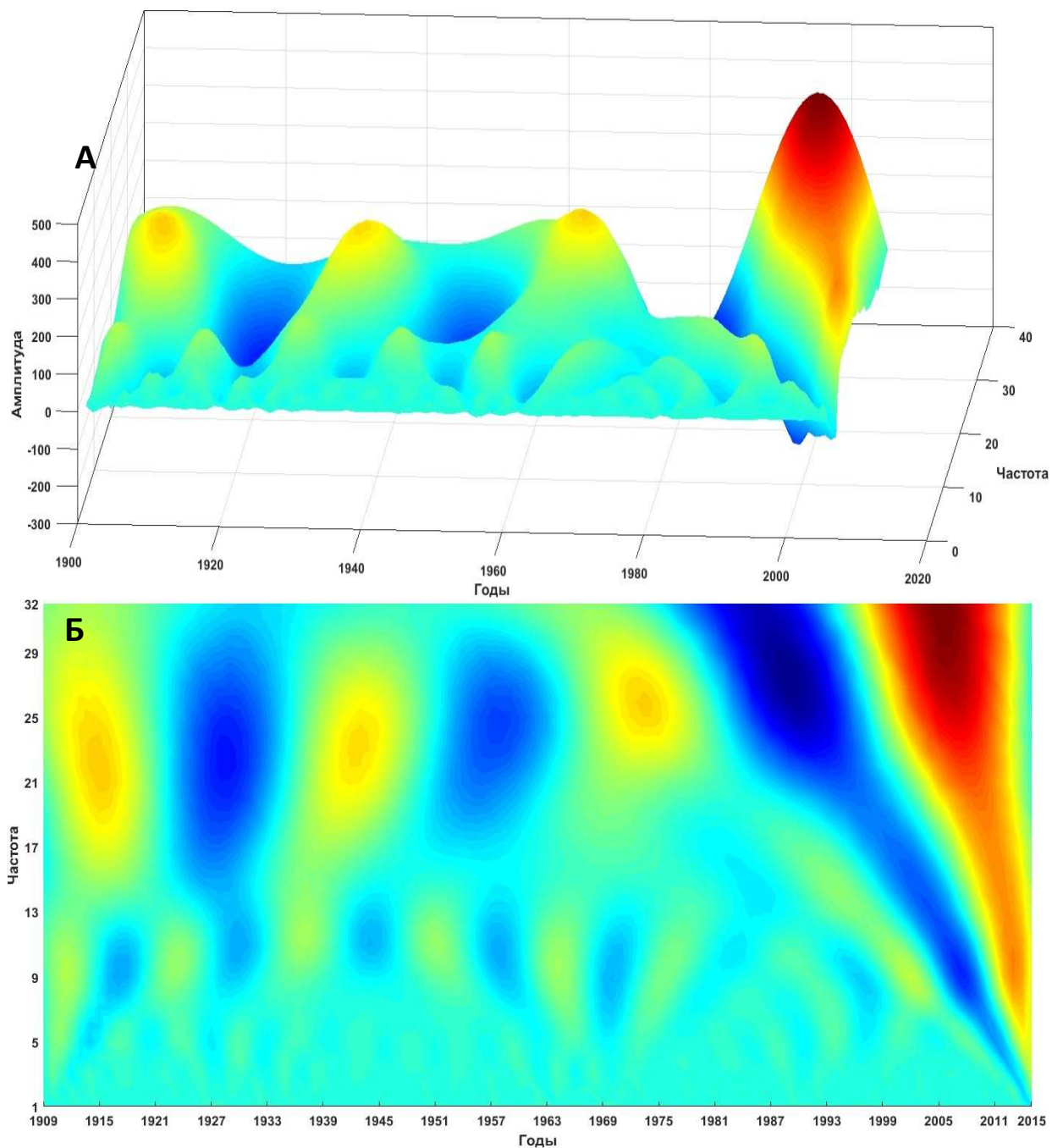


Рисунок 34 – Графическое отображение посевных площадей сахарного тростника в США (1909–2015): в 3D-проекции (А) и его скалограммы (Б)

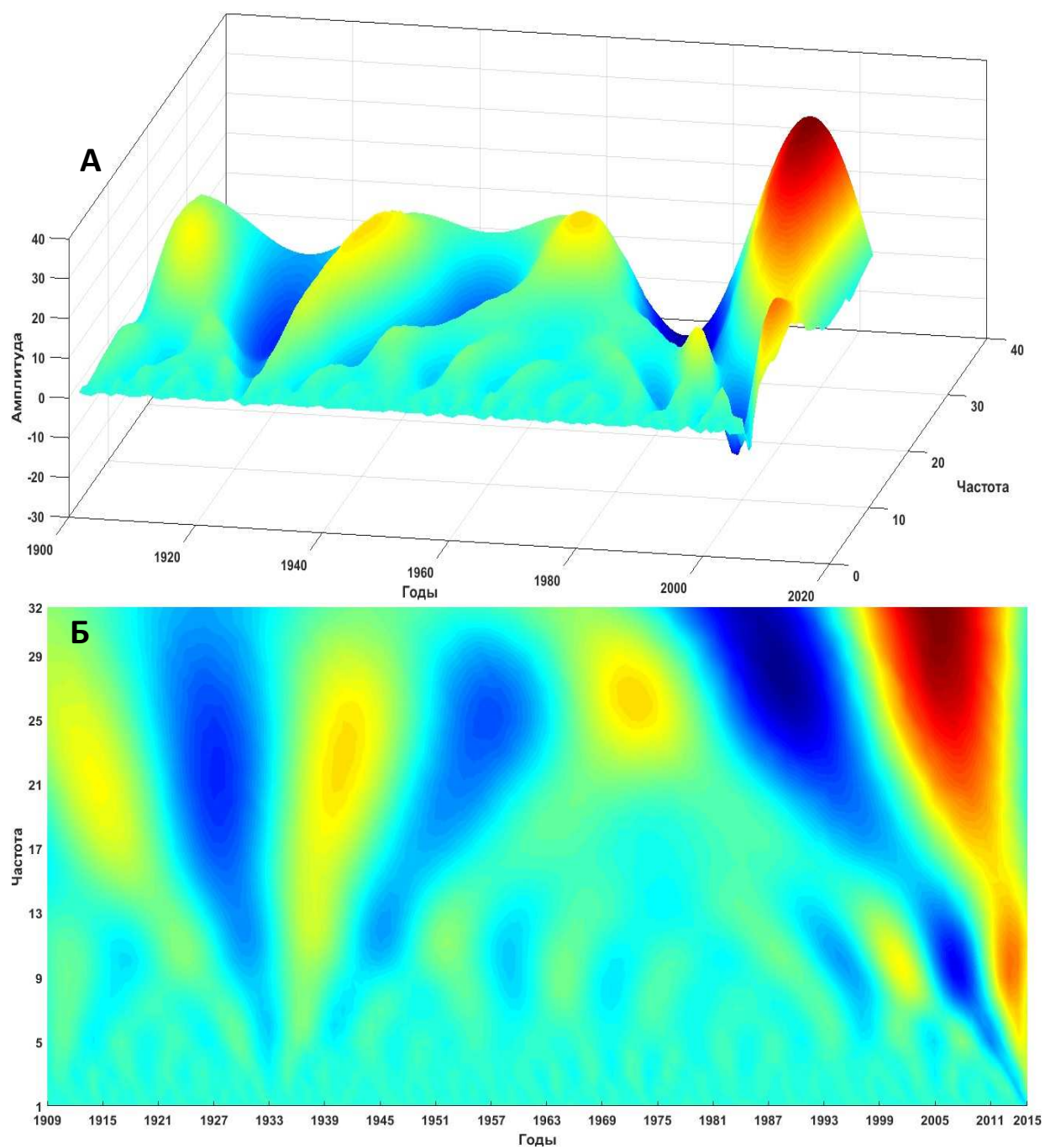


Рисунок 35 – Графическое отображение валового сбора сахарного тростника в США (1909–2015): в 3D-проекции (А) и его скалограммы (Б)

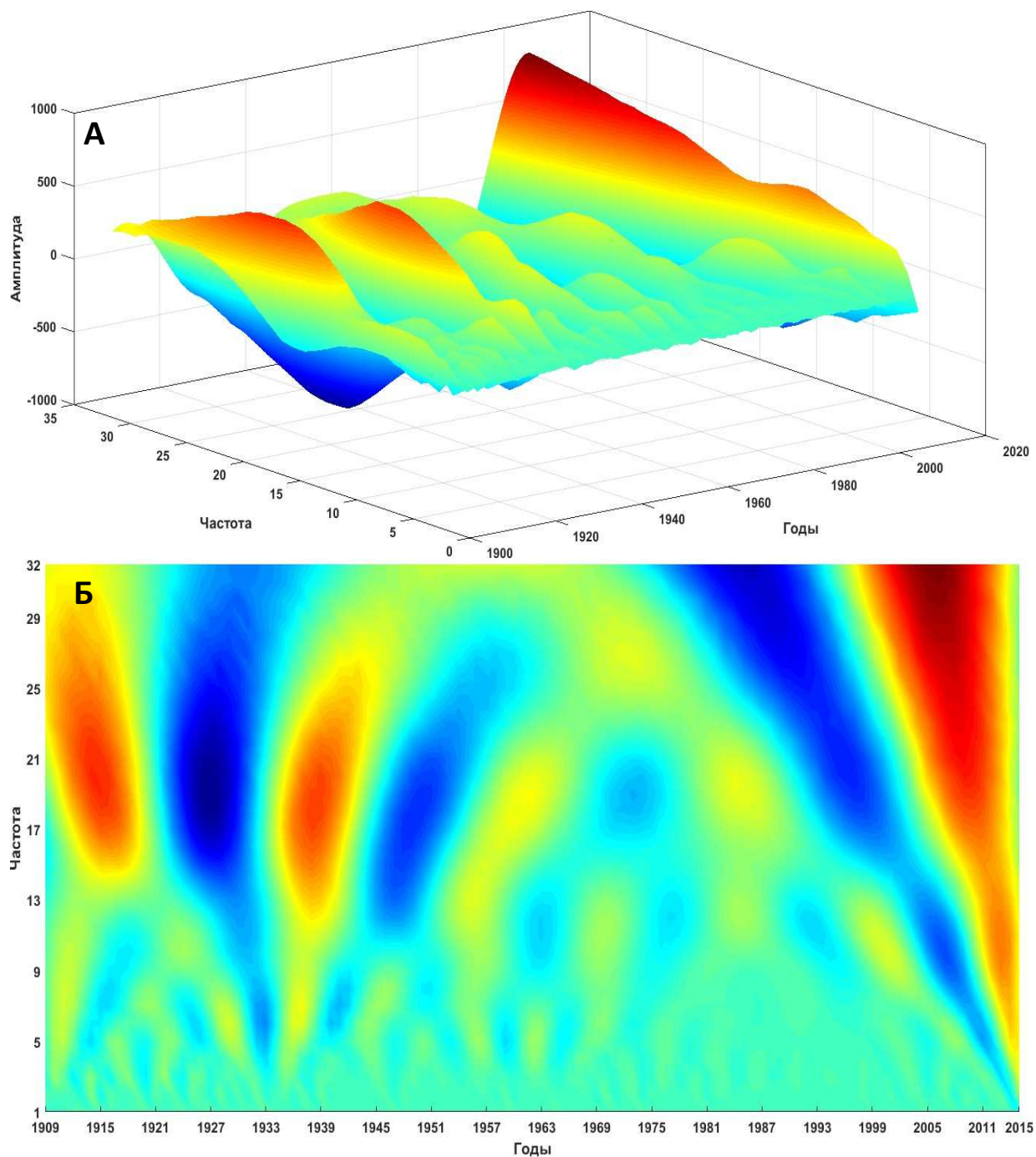


Рисунок 36 – Графическое отображение урожайности сахарного тростника в США (1909–2015): в 3D-проекции (А) и его скалограммы (Б)

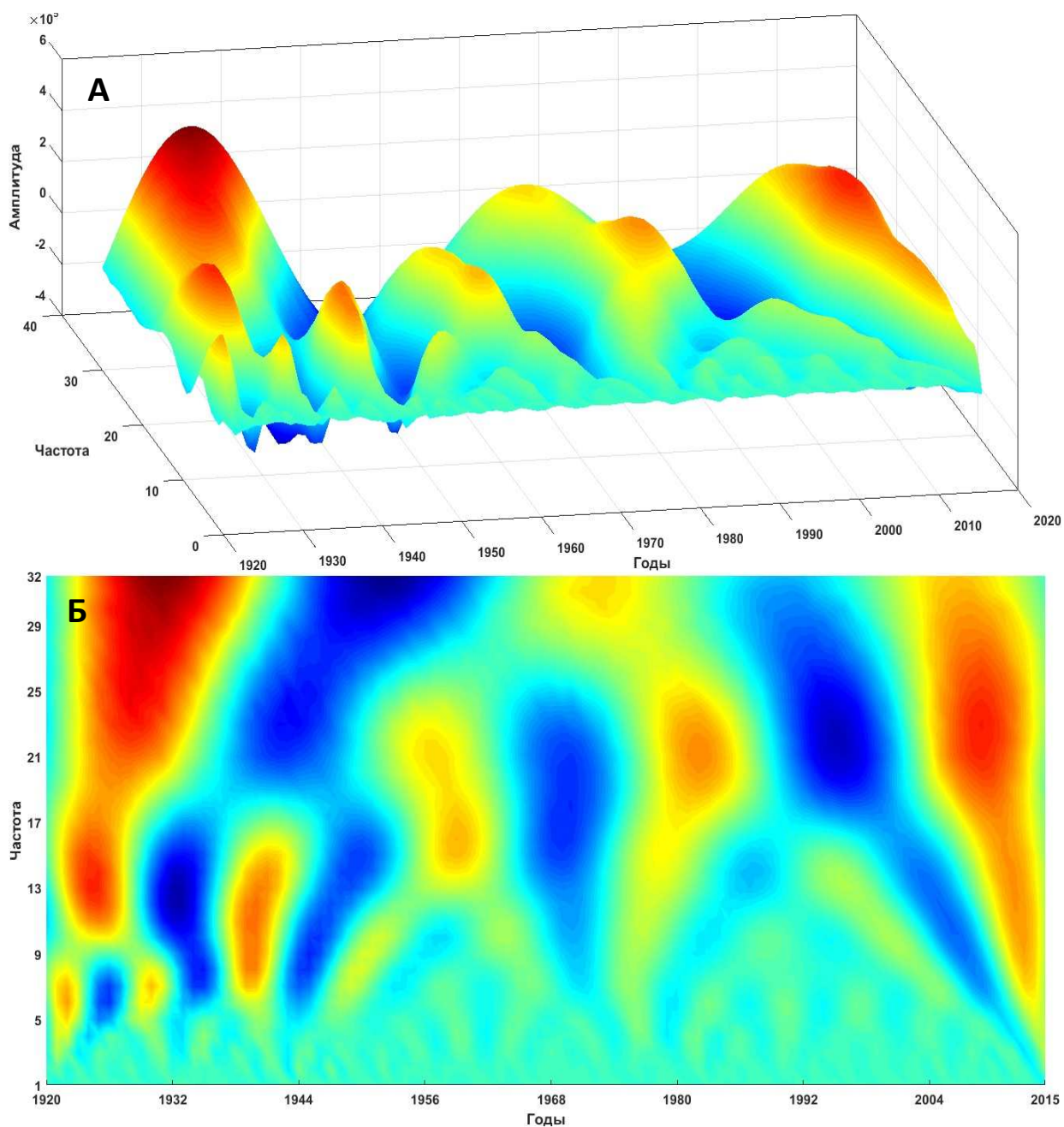


Рисунок 37 – Графическое отображение посевных площадей сахарной свеклы в Германии (1920–2015): в 3D-проекции (А) и его скалограммы (Б)

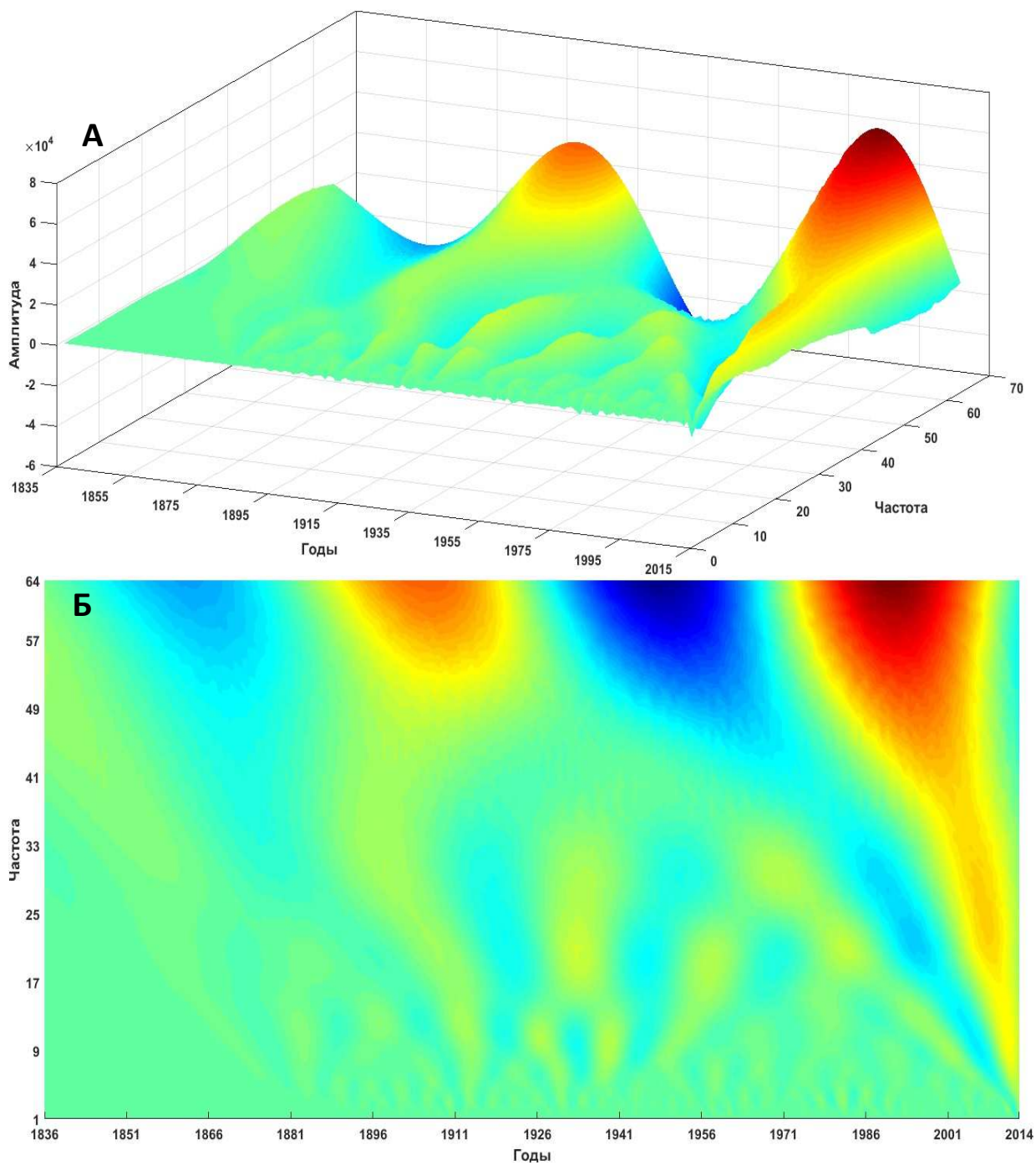


Рисунок 38 – Графическое отображение валового сбора сахарной свеклы в Германии (1836–2014): в 3D-проекции (А) и его скалограммы (Б)

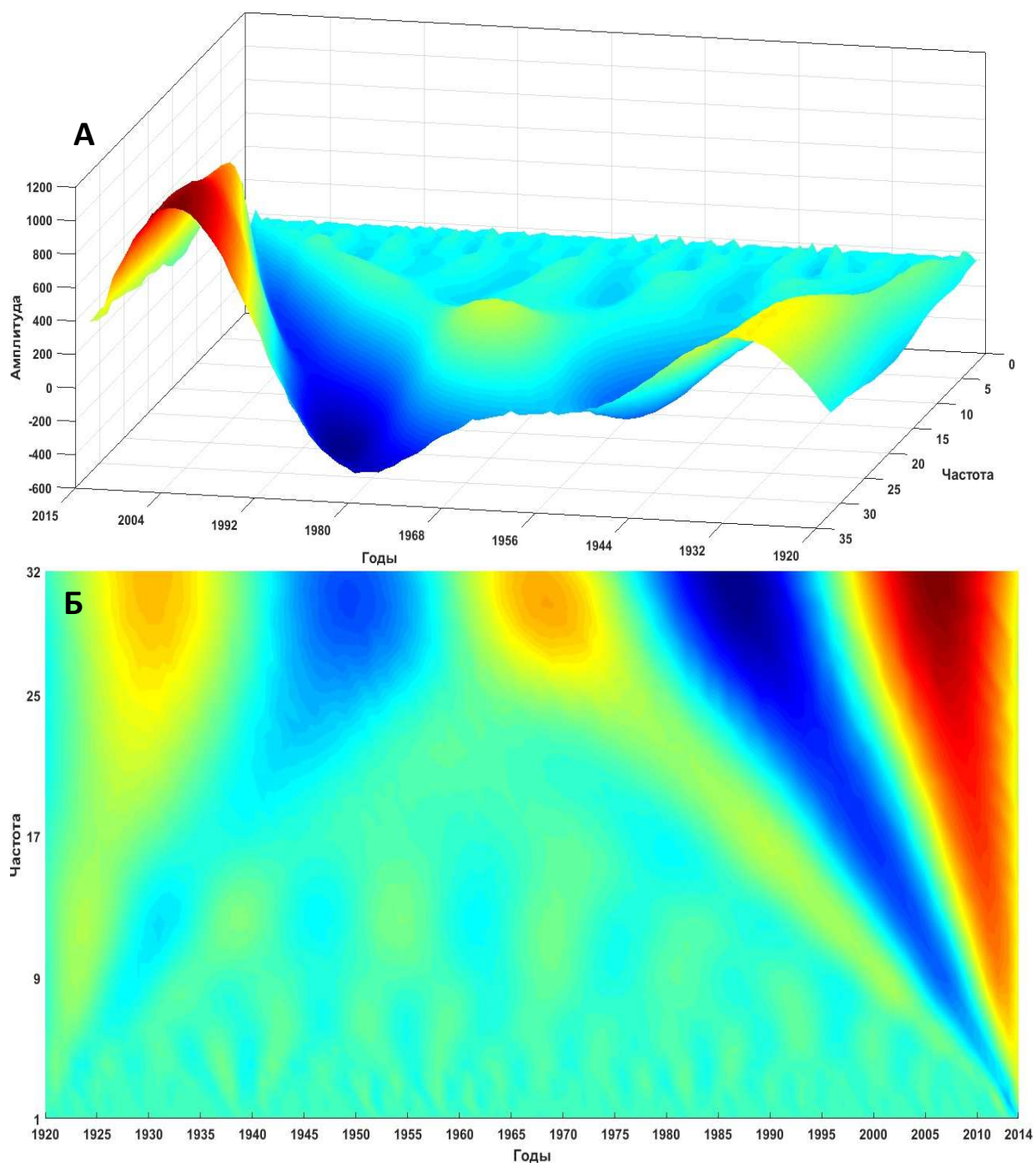


Рисунок 39 – Графическое отображение урожайности сахарной свеклы в Германии (1920–2014): в 3D-проекции (А) и его скалограммы (Б)

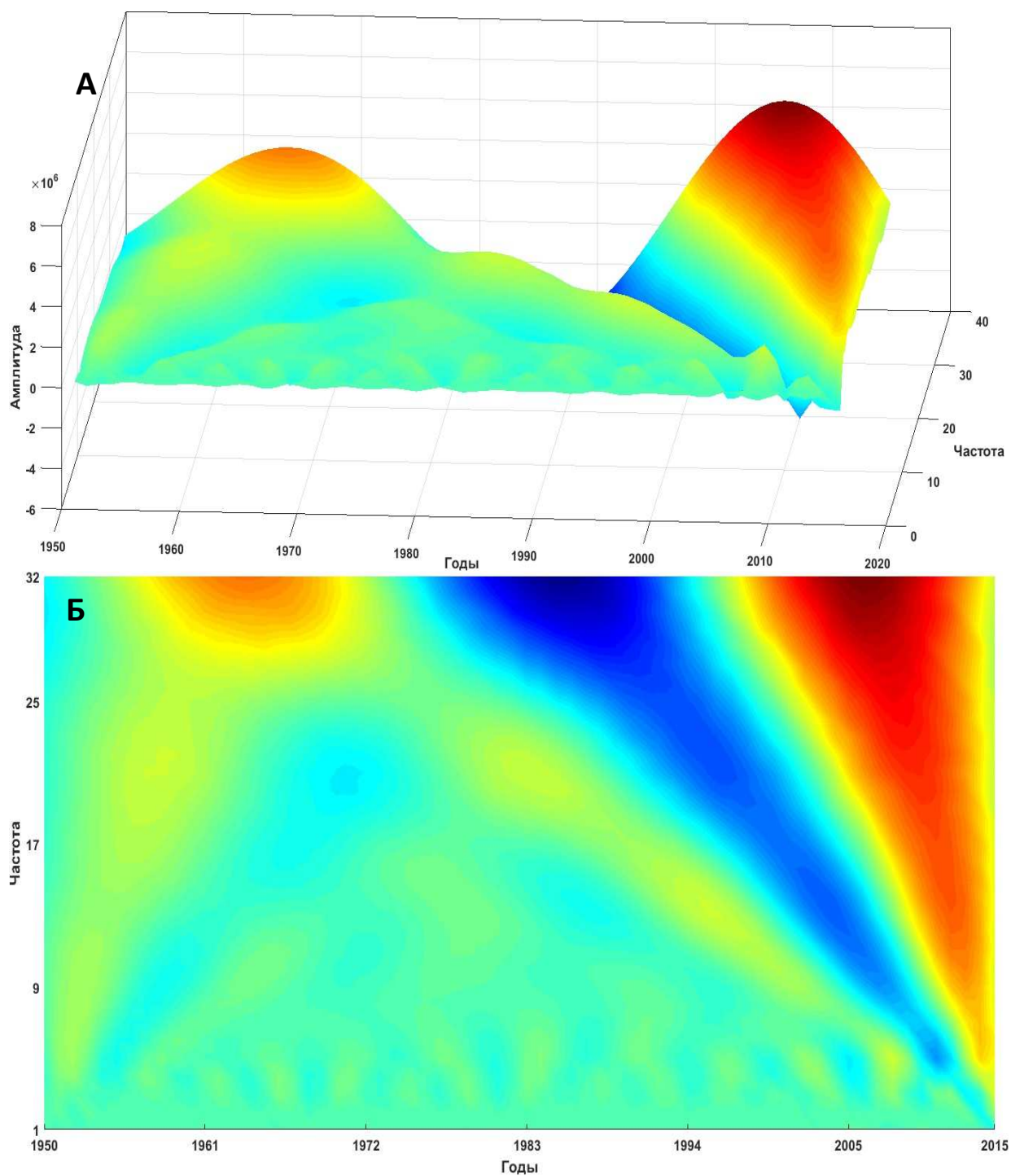


Рисунок 40 – Графическое отображение посевных площадей сахарного тростника в Индии (1950–2015): в 3D-проекции (А) и его скалограммы (Б)

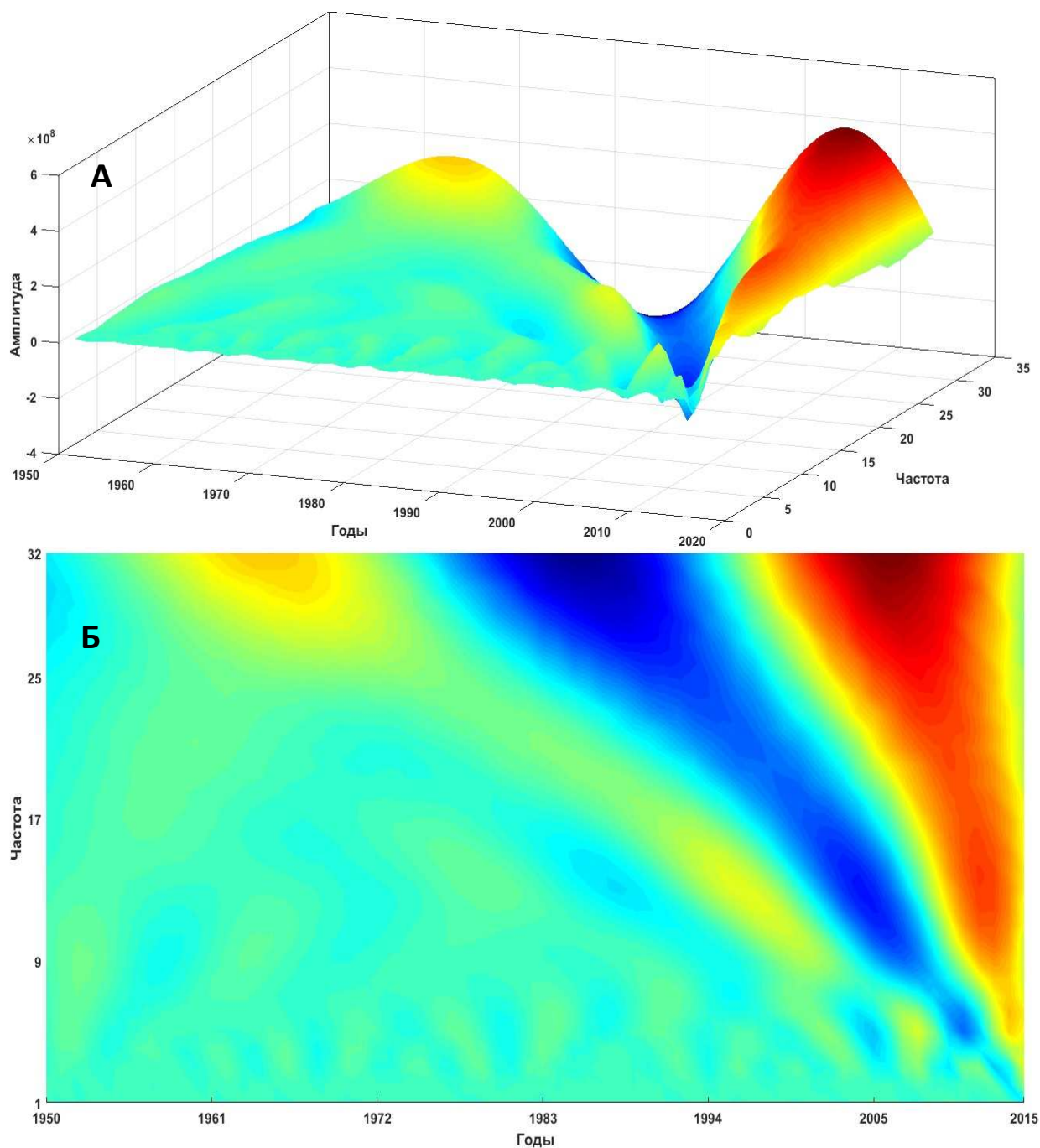


Рисунок 41 – Графическое отображение валового сбора сахарного тростника в Индии (1950–2015): в 3D-проекции (А) и его скалограммы (Б)

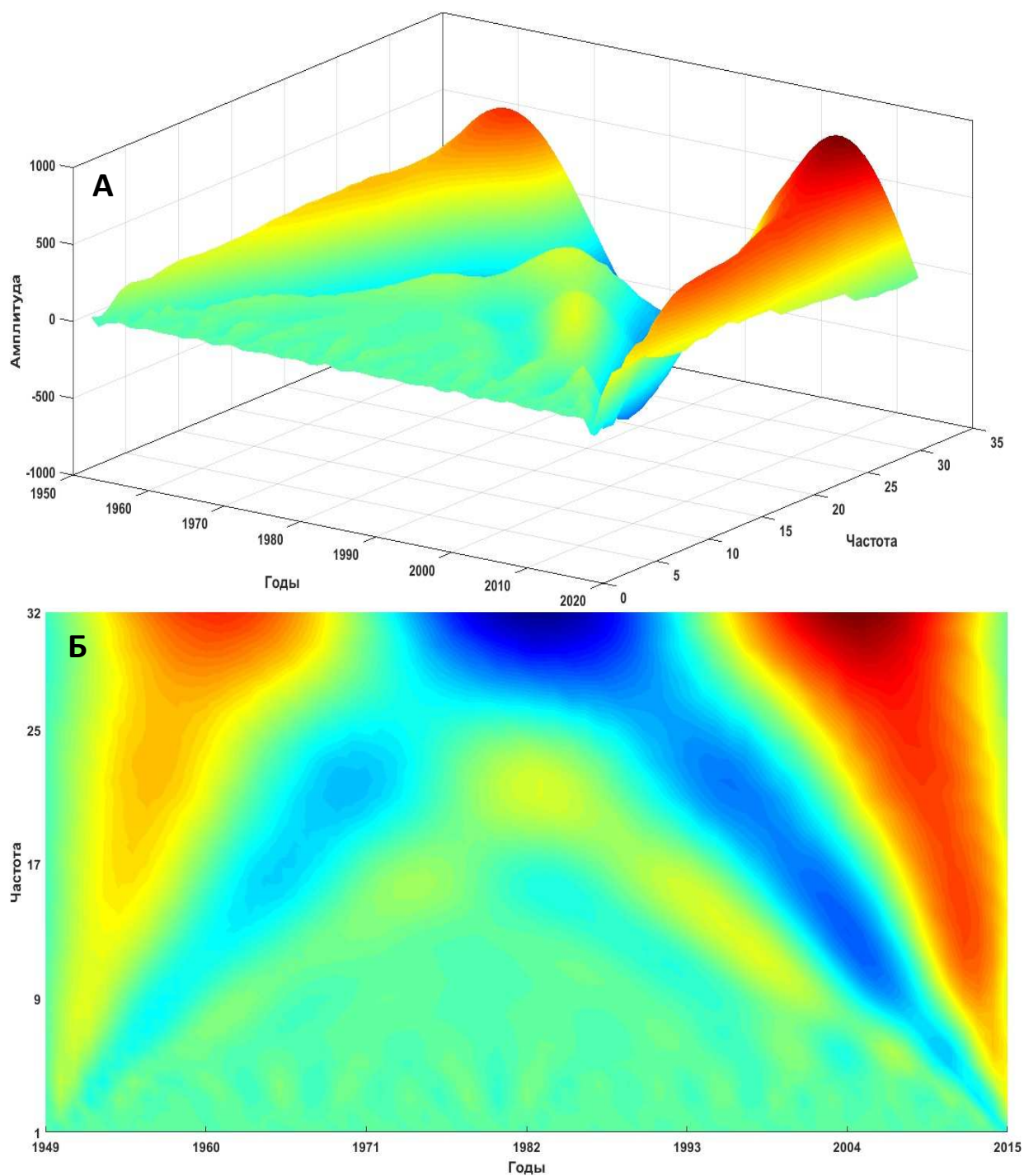


Рисунок 42 – Графическое отображение урожайности сахарного тростника в Индии (1949–2015): в 3D-проекции (А) и его скалограммы (Б)

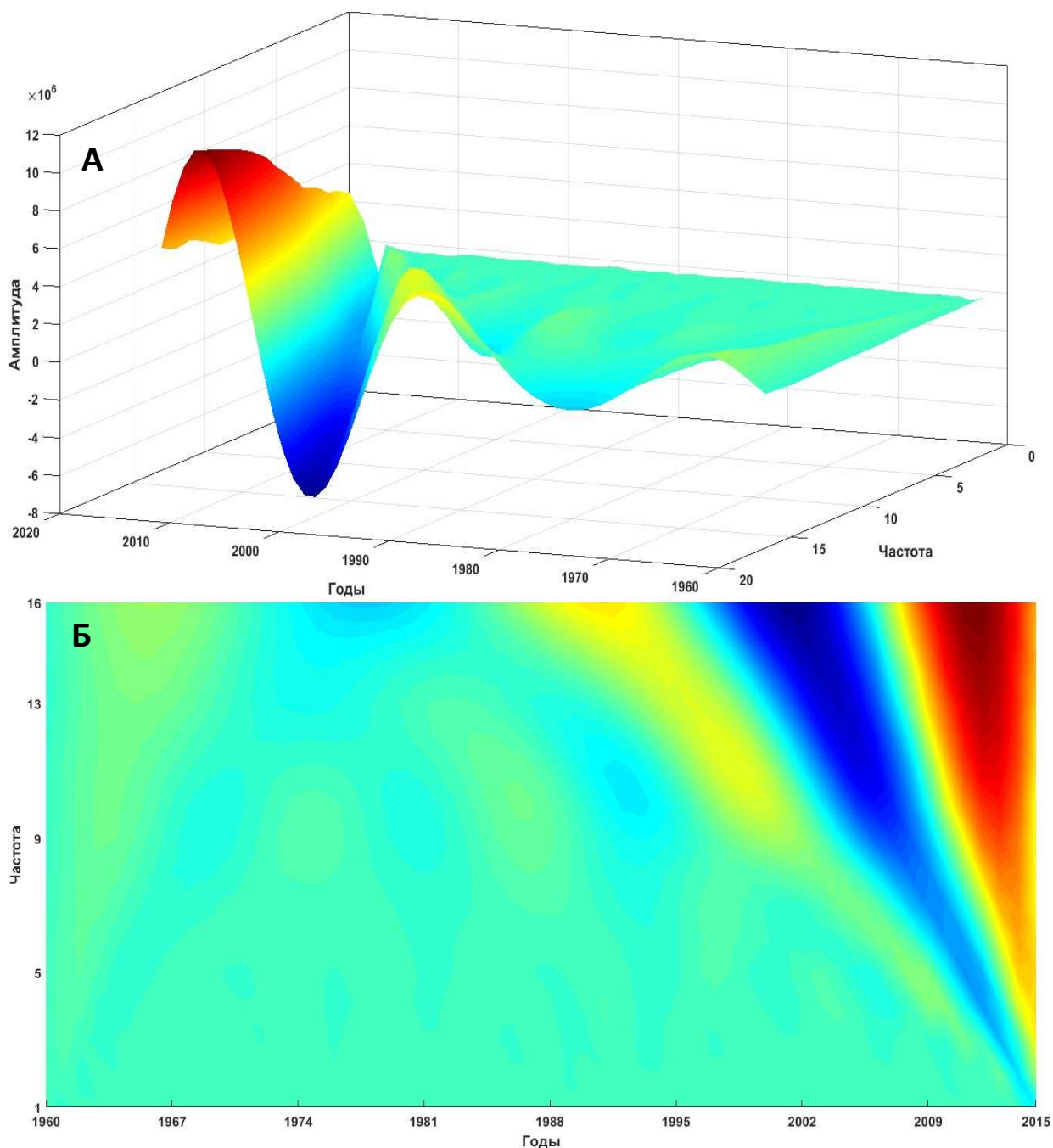


Рисунок 43 – Графическое отображение посевных площадей сахарного тростника в Бразилии (1960–2015): в 3D-проекции (А) и его скалограммы (Б)

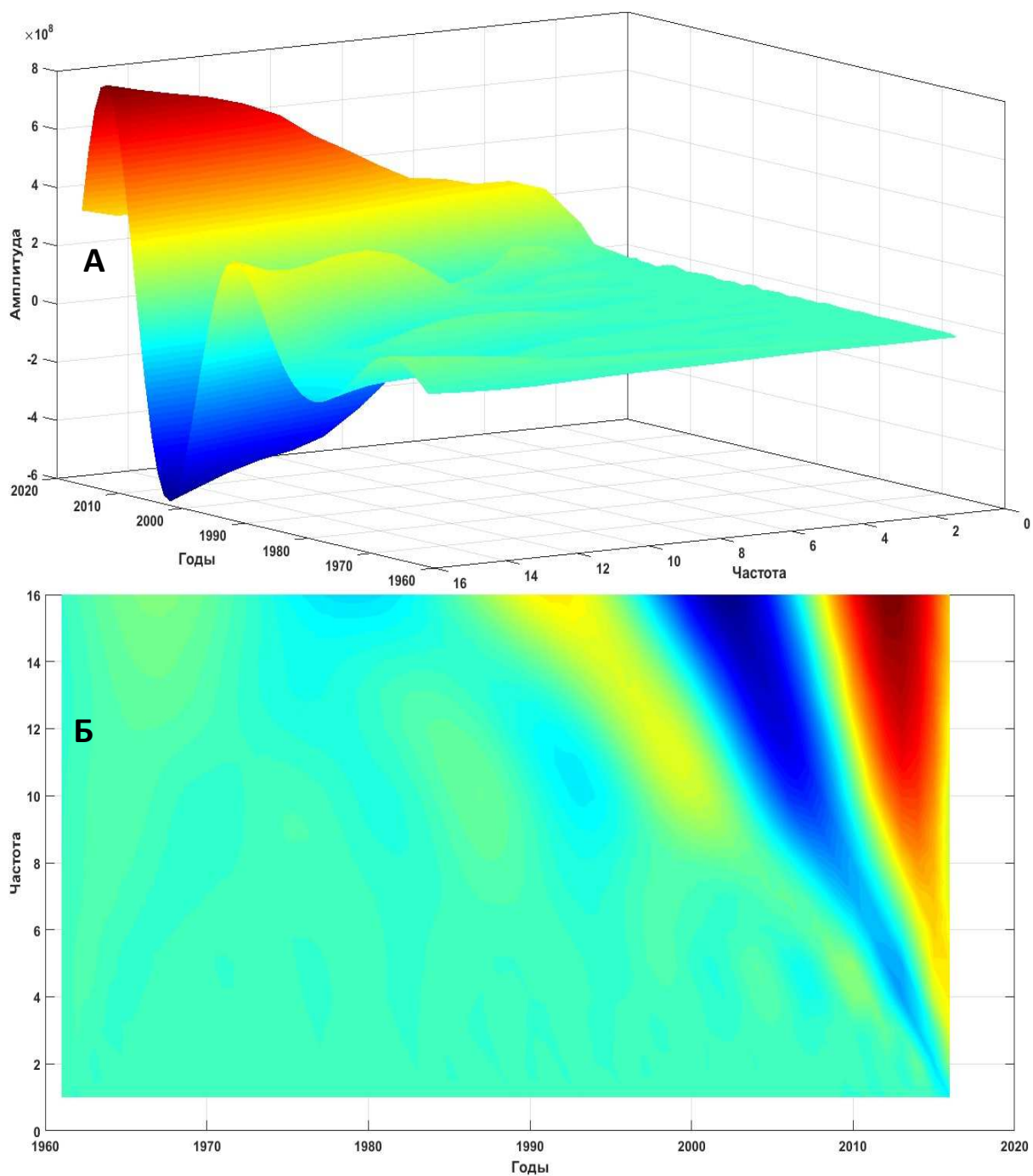


Рисунок 44 – Графическое отображение валового сбора сахарного тростника в Бразилии (1960–2015): в 3D-проекции (А) и его скалограммы (Б)

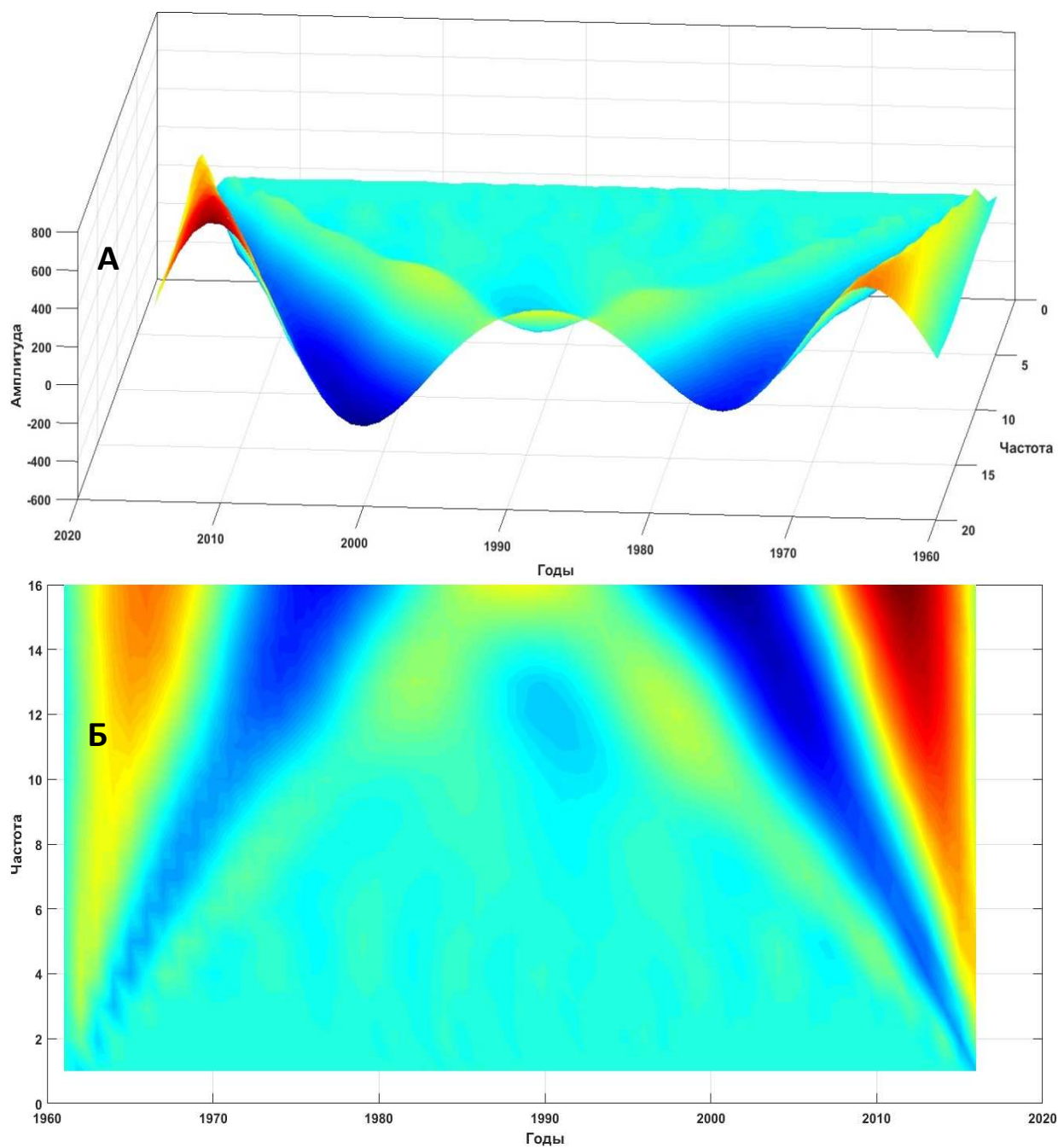


Рисунок 45 – Графическое отображение урожайности сахарного тростника в Бразилии (1960–2015): в 3D-проекции (А) и его скалограммы (Б)

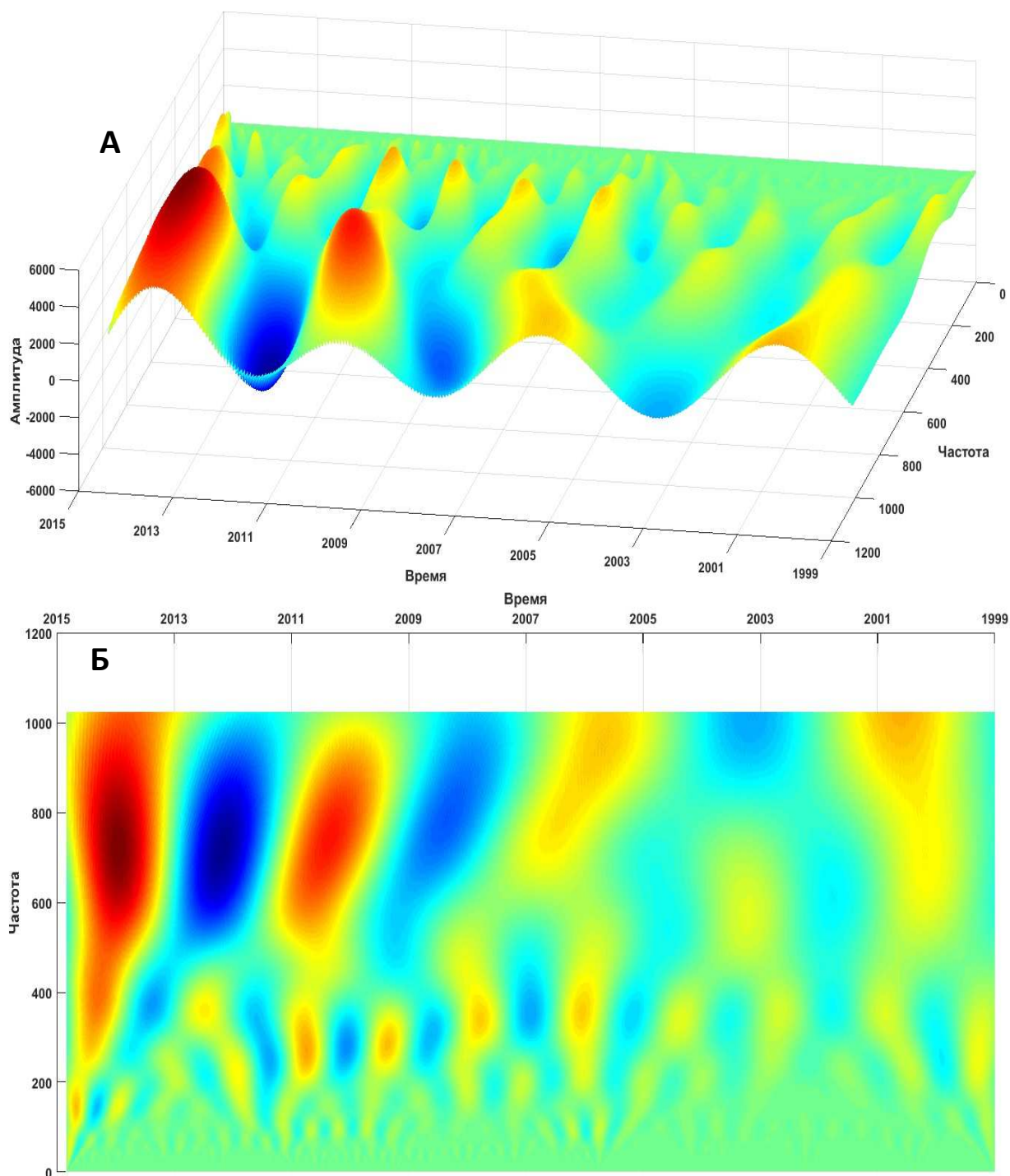


Рисунок 46 – Графическое отображение индекса цены на сахар в России (1999–2015): в 3D-проекции (А) и его скалограммы (Б)