

СЛАЙС-ПРОГНОЗ И КРИТЕРИЙ ЕГО ТОЧНОСТИ

Александр Игоревич КАРПУХИН

кандидат экономических наук, доцент департамента менеджмента и инноваций,
Финансовый университет при Правительстве РФ,
Москва, Российская Федерация
aikarpukhin@fa.ru
<https://orcid.org/0000-0002-0397-6194>
SPIN-код: 9538-0890

История статьи:

Рег. № 347/2021
Получена 17.06.2021
Получена
в доработанном виде
01.07.2021
Одобрена 15.07.2021
Доступна онлайн
29.07.2021

УДК 330.4

JEL: C02, C53, C61

Ключевые слова:

прогноз, слайс,
критерий, точность,
макроэкономика

Аннотация

Предмет. Метод прогнозирования на основе слайсов, обеспечивающий комплексную оценку будущих изменений в динамике и структуре экономической системы. Слайс-прогнозы предназначены для повышения качества и эффективности экономических прогнозов.

Цели. Сформулировать и дать математическое описание метода прогнозирования на основе слайсов.

Методология. В основе метода слайс-прогноза лежит слайс-технология, как совокупность методов сбора, обработки, анализа, синтеза информации, данных и знаний. Метод основан на анализе и комплексировании набора временных рядов разнородных показателей, совмещенных в системном логическом алгоритме информационного синтеза — слайсе.

Результаты. Представлен расчет на основе восьми рядов макроэкономических показателей, характеризующих развитие экономики Российской Федерации за период с 2000 по 2021 г. На примере представленного расчета показаны новые возможности анализа и описания экономических систем, циклов и кризисных явлений. Дополнительно предложен критерий точности слайс-прогноза.

Выводы. Слайс-метод позволяет решить ряд актуальных задач для повышения качества предвидения будущих изменений, а именно: совмещение разнородных показателей в едином информационном пространстве; сравнительный анализ их динамики, соотношений; формирование сценариев развития экономики; автоматизация принятия управленческих решений на основе экономического моделирования; поиск и описание трендов; анализ временных циклов в структуре и динамике экономических систем.

© Издательский дом ФИНАНСЫ и КРЕДИТ, 2021

Для цитирования: Карпухин А.И. Слайс-прогноз и критерий его точности // *Финансы и кредит*. — 2021. — Т. 27, № 7. — С. 1559 — 1580.
<https://doi.org/10.24891/fc.27.7.1559>

В экономике существуют различные методы прогнозирования, обеспечивающие предвидение будущих изменений с определенной точностью. Среди таких методов можно выделить прогнозирование на основе анализа ретроспективных временных рядов [1, 2], статистическую ситуационно-факторную аналитику [3], агент-ориентированное моделирование [4], прогнозирование с использованием нейронных сетей [5, 6], экспертные и другие методы [7].

В целом прогнозы в виде образа будущей динамики и структуры экономической системы предназначены для обеспечения сбалансированного развития экономики путем принятия оптимальных решений регуляторами рынка.

Все эти методы объединяет общая проблема прогнозирования, которая состоит в неопределенности будущих изменений, что обусловлено сложностью и погрешностью в анализе и интерпретации множества разнородных факторов, влияющих на экономику. Эти факторы взаимосвязаны и дополняют друг друга, например занятость и государственное регулирование, капитализация и производительность труда, инвестиции и финансовая система, технологии и политика и т.д. Различное соотношение этих факторов может приводить как к росту, так и к упадку или дисбалансу экономики.

Однако главным фактором неопределенности в прогнозах является время. Чем более долгосрочным является прогноз, тем выше неопределенность и ниже точность прогнозирования.

Одним из способов снижения неопределенности является учет и систематизация максимально возможного количества параметров, характеризующих развитие экономики. Это позволяет наблюдать наиболее полную картину и своевременно идентифицировать риски. Однако такая задача затруднена необходимостью совмещения разнородных по своей природе данных, которые имеют разную основу, исчисляются в различных единицах, а также имеют различные периоды обновления информации и методологию сбора. Например, официальные данные курса валюты обновляются ежедневно, но ключевая ставка изменяется нерегулярно, валовой внутренний продукт оценивается ежеквартально и за год, а уровень безработицы определяется периодически по итогам статистических обследований. Кроме того, источниками официальной информации для анализа и прогноза являются различные организации, которые собирают и систематизируют данные по показателям (*табл. 1*).

Для формирования единой экономической картины и прогноза на ее основании необходимо решить ряд методологических задач, а именно:

- выбор показателей и поиск источников данных;
- сбор и верификация данных;
- совмещение различных показателей и их размерностей;
- синхронизация данных по времени;
- выбор метода анализа и синтеза данных;
- расчет прогнозных значений по каждому показателю и по совокупности в целом, оценка альтернатив;
- определение критерия точности прогноза;
- оценка фактического качества и точности прогноза (план — факт).

Для расчета и формирования слайс-прогноза [8] требуется 8 показателей (рис. 1).

В приведенном примере значение каждого из восьми временных рядов в табл. 2 и 3 могут быть представлены в виде набора $x_i(t)$, где x — значения показателя в момент времени t ; $i \in [1, 8]$; t — время. Важно, что в приведенном примере значения каждого временного ряда синхронизированы по времени обновления данных, а именно: период обновления равен одному году, что позволяет сопоставлять временные ряды на одном графике.

Прогноз для каждого из приведенных показателей может быть рассчитан на основе хорошо известных математических методов прогнозирования [9–11], например, путем сглаживания временного ряда при помощи полинома Лагранжа с последующей пролонгацией значений полинома на N периодов вперед во времени, либо иными методами (рис. 2).

В приведенном на рис. 1 и 2 примерах прогнозные значения курса доллара США в рублях рассчитаны на основе трех полиномов, а именно: 2-й, 3-й и 4-й степени (табл. 4), а также представлен прогноз на основе метода наименьших квадратов. Соответствующие расчеты произведены стандартными средствами MS Excel «Построение линии тренда (аппроксимация и сглаживание)», но они могут быть выполнены и другими средствами [12, 13].

Таким образом, прогнозные значения по показателю курса доллара США, руб./долл. США на 2022 г., то есть на год вперед, варьируются в диапазоне от 63,44 руб./долл. США до 82,6 руб./долл. США, разброс порядка 13%, на два года вперед — разброс 23%, на три года — 38%.

По мере удаления горизонта прогнозирования от текущей даты разброс в прогнозных значениях растет, а точность падает. Кроме того, в использовании методов математического моделирования прогнозных значений всегда существует неопределенность выбора того или иного метода расчета.

Это означает, что оценки на перспективу на основе математических методов путем аппроксимации и сглаживания ретроспективного временного ряда значений отдельного показателя не обеспечивают приемлемую точность и качество прогноза для принятия обоснованных решений. Для более точных оценок обычно используются методы исключения явно выбросных значений и верификация формул прогнозирования на основе анализа ретроспективных рядов. Другими словами, эмулируется работа формулы прогноза в более ранние периоды, когда фактические значения уже известны, и происходит их сравнение для выбора лучших формул. Иначе говоря, есть возможность сопоставить фактические данные с прогнозными оценками для выявления наиболее точных формул прогнозирования.

Однако этот метод не спасает от ошибок, обусловленных качественным изменением ситуации и влиянием на исследуемый прогнозируемый показатель внешних обстоятельств и факторов. Например, значение курса рубля, которое изначально могло показаться явно выходящим за рамки модели, может быть реально достигнуто в случае резкого скачка других влияющих показателей, например, цены на нефть или характеристик эпидемиологической и социально-экономической ситуации. Иными словами, экономические показатели не существуют в вакууме, они имеют зависимости и динамику, обусловленную информационной средой, в которой они применяются. В связи с этим анализ и прогнозирование отдельных показателей вне их взаимосвязи с другими параметрами экономики несет в себе определенные риски, которые могут быть снижены в результате формирования комплексного прогноза на основе системы показателей.

В данной работе предложен слайс-прогноз по восьми показателям (рис. 3 и 4). Совмещение этих показателей в одном структурном логическом элементе позволяет с большей надежностью и вероятностью формировать прогнозы.

Для построения слайса фактов и слайса прогноза значения каждого временного ряда приводятся в сопоставимый вид. Это осуществляется путем перерасчета каждого показателя в безразмерный вид в диапазоне $[0;1]$, но с сохранением динамики показателя по следующей формуле:

$$Z_i(t) = \frac{x_i(t) - X_{min}}{X_{max} - X_{min}},$$

где X_{min} и X_{max} — минимальное и максимальное значения временного ряда $X_i(t)$ за весь наблюдаемый период (далее — операция нормирования).

Расчетные значения $Z_i(t)$ динамики показателей, представленных в *табл. 2* и *3*, после проведения операции нормирования представлены в *табл. 5* и *6*.

Слайс-прогноз на 2021 г. рассчитан на основе данных за период с 2000 по 2020 г. включительно. Данный прогноз эмулирует предвидение будущих изменений на 2021 г. с позиции данных 2020 г. Это сделано для иллюстрации механизма верификации прогнозных и фактических данных, так как факты по состоянию на 01.01.2021 на момент подготовки данной статьи уже известны. Кроме того, это сделано для более наглядной иллюстрации точности и качества слайс-прогнозирования. Точность предложенного метода может быть проверена и на других более ранних периодах. Она будет зависеть как от длительности временных рядов, по которым удастся получить данные, так и от качества самих данных.

Очевидно, что при выборе различных математических методов для формирования оценок на будущие периоды по каждому из восьми показателей могут быть получены различные прогнозы. Если за основу взять шесть методов построения линий трендов (аппроксимации и сглаживания), таких как экспоненциальный, линейный, логарифмический, полиномиальный, степенной и метод скользящего среднего, то при наборе восьми показателей получается 48 вариантов прогноза на один период вперед. Из-за этого возникает проблема с неопределенностью выбора того или иного варианта прогноза, который в дальнейшем может быть использован для принятия решений. Таким образом, возникает задача выработки критерия точности слайс-прогноза.

Для оценки точности метода слайс-прогнозирования в работе предложен критерий, согласно которому разница между площадью слайс-прогноза и слайса фактов должна быть минимальна, то есть:

$$I(t) \rightarrow \min(S(t)_{fact} S(t)_{forecast}^i),$$

где $I(t)$ — ошибка прогноза;

$F_{(t+1)}$ — вариант слайс-прогноза на период времени t ;

S_{fact} — площадь слайса на основе фактов;

$S_{forecast}$ — площадь слайс-прогноза;

$j=[1;J]$;

J — количество различных математических методов расчета прогнозных значений по каждому временному ряду в отдельности.

Площадь слайса S при этом рассчитывается по формуле:

$$S(t) = \sum_{k=1}^7 \left(\frac{1}{2} \cdot x_i(t) \cdot x_{i+1}(t) \cdot \sin \alpha \right) + \frac{1}{2} \cdot x_1(t) \cdot x_8(t) \cdot \sin \alpha,$$

где $x_i(t)$ — один из атрибутов (осей) слайса;

$x_{i+1}(t)$ — следующий за ним по часовой стрелке атрибут (ось);

$$\alpha = 45^\circ.$$

Тогда точность слайс прогноза может быть рассчитана по формуле:

$$O(t) = \left(1 - ABS \left(\frac{S(t)_{forecast} - S(t)_{fact}}{S(t)_{fact}} \right) \right) \cdot 100\%,$$

где $O(t)$ — точность прогноза на момент времени t .

Точность слайс-прогноза на 2021 г. в приведенном примере (рис. 5) равна 69%, то есть погрешность составляет порядка 31%. При этом средняя погрешность по всем восьми показателям также 31%, но погрешность по каждому отдельному показателю — от 4% до 135%. Однако сам по себе слайс-прогноз визуально содержит больше полезной информации, то есть знаний, чем простая совокупность показателей.

В связи со множеством вариантов формирования слайс-прогноза на будущие периоды возникает задача автоматизации процессов расчета прогнозных оценок по каждому из восьми показателей, включаемых в слайс, и выбора наилучших вариантов на основе ретроспективных данных. После выбора тех методов, которые дают лучшие результаты по каждому из временных рядов, эти же методы используются в дальнейшем для реального прогнозирования. В данной работе проведен такой

многовариантный анализ и составлен слайс-прогноз по выбранным в данной статье восьми макроэкономическим показателям на 2022 г., результаты которого представлены в *табл. 8* и на *рис. 6*.

Слайс-прогноз на 2022 г. рассчитан на основе данных за период с 2000 по 2021 г. включительно. При этом по двум показателям, по которым официальные данные на момент подготовки статьи еще не были опубликованы, сделаны оценки автора для обеспечения технической возможности демонстрации метода, а именно: индекс производительности труда (в процентах к предыдущему году) на 01.01.2021 около 109,1% и валовой внутренний продукт (в текущих ценах) на 01.01.2021 около 103,5 млрд руб.

С учетом того, что целью данной статьи не является формирование идеального прогноза на 2022 г. по выбранным показателям, а задача состоит в описании и демонстрации возможностей метода, данное допущение представляется приемлемым.

Ключевым вопросом в предложенном методе прогнозирования является выбор именно тех восьми показателей, которые включаются в слайс. Если принимать во внимание то, что общее число наблюдаемых показателей, которыми в той или иной степени можно описывать современную экономическую среду, может превышать сотни и даже тысячи характеристик, используемых для различных индексов, то задача поиска оптимума в прогнозах становится мультифакторной. К таким показателям можно отнести не только данные официальной статистики, но в равной степени и результаты социальной активности населения, индексы развития новых индустрий, показатели из пула Big Data на основе следов активности пользователей в сети Интернет и их многочисленные параметры.

Отдельно следует отметить, что размещение показателей по осям слайса носит не случайный, а системный характер, что позволяет выявлять особые закономерности и тенденции во взаимной динамике и соотношении экономических показателей, как показано на *рис. 3* и *4*. В случае достаточного набора данных по структуре и во времени на слайсе могут визуально наблюдаться экономические циклы и взаимные колебания различных временных рядов, что в некотором смысле напоминает закручивание спирали ДНК живых организмов.

Так как метод, описанный в данной статье, является строго алгоритмическим, он обеспечивает полную автоматизацию процессов загрузки данных, последующих расчетов и визуализации на основе непрерывно обновляемых во времени временных рядов с любыми периодами: год, квартал, месяц, день, минута, секунда и т.д. Это обеспечивает лицу, принимающему решение, online-поддержку принятия

решений, а также может быть использовано в BI-системах и информационных табло (dashboard). В случае принятия решений, сильно влияющих на экономику, это найдет отражение в слайс-прогнозе, что является основой для ситуационного моделирования и сценарного прогнозирования.

Таблица 1

Показатели развития экономики Российской Федерации и источники информации

Table 1

Indicators of the Russian Federation's economic development and the sources of information

Источник	Наименование показателя	Единица измерения	Ссылка на источник
Банк России	Денежная база в широком определении	млрд руб.	http://cbr.ru/vfs/statistics/ms/mb_bd.xlsx
Банк России	Динамика официального курса доллара США	руб./долл. США	http://cbr.ru/currency_base/dynamics/
Росстат	Безработица	%	https://rosstat.gov.ru/labour_force?print=1
Банк России	Ключевая ставка Банка России	%	https://cbr.ru/hd_base/keyrate/
Минфин России	Государственный внешний долг Российской Федерации	млн долл. США	https://minfin.gov.ru/ru/performance/public_debt/external/structure/?id_38=69444-gosudarstvennyi_vneshni_i_dolg_rossiiskoi_federatsii_2011-2021_gg
Росстат	Индекс производительности труда (в процентах к предыдущему году)	в % к предыдущему году	https://rosstat.gov.ru/folder/11186?print=1
Росстат	Индекс промышленного производства (в процентах к предыдущему году)	в % к предыдущему году	https://rosstat.gov.ru/storage/mediabank/ind_prom_okved.xls
Росстат	Валовой внутренний продукт (в текущих ценах)	млрд руб.	https://rosstat.gov.ru/storage/mediabank/94cQBbmp/tab1.htm

Источник: Информация из официальных источников по показателям *табл. 1* была собрана за период с 2000 по 2021 г. включительно, то есть за 22 года. Результаты приведены в *табл. 2* и *3*

Source: Information from official sources on the indicators of *Table 1* was collected over the period from 2000 to 2021 inclusive, that is, over 22 years. The results are shown in *Tables 2* and *3*.

Таблица 2

Данные по набору макроэкономических показателей экономики Российской Федерации за период с 2000 по 2010 г.

Table 2

Data on a set of macroeconomic indicators of the Russian Federation economy for the period from 2000 to 2010

Год	Денежная база в широком определении, млрд руб.	Динамика официального курса доллар а США, руб./долл. США	Безработица, %	Ключевая ставка Банка России, %	Государственный внешний долг РФ, млн долл. США	Индекс производительности труда (к предыдущему году), %	Индекс промышленного производства (к предыдущему году), %	ВВП (в текущих ценах), млрд руб.
$X_i(t)$ $i \in [1; 8]$	$x_1(t)$	$x_2(t)$	$x_3(t)$	$x_4(t)$	$x_5(t)$	$x_6(t)$	$x_7(t)$	$x_8(t)$
2000	425,8087	27	9,4	0,25	158 400	106,5	108,7	7 305,646
2001	721,605	28,16	8,6	0,25	139 300	105,3	102,9	8 943,582
2002	928,3198	30,1372	6,1	0,21	129 300	102,5	103,1	10 830,5
2003	1 232,6	31,7844	10,6	0,16	122 100	107	108,9	13 208,23
2004	1 914,3	29,4545	8,2	0,13	118 900	106,5	108	17 027,19
2005	2 380,3	27,7487	7,8	0,12	113 400	105,5	105,1	21 609,77
2006	2 914,2	28,4821	7,2	0,11	76 500	107,5	106,3	26 917,2
2007	4 122,4	26,4465	7,2	0,1	47 800	107,5	106,8	33 247,51
2008	5 513,3	24,4387	6,1	0,13	44 900	104,8	100,6	41 276,85
2009	5 578,7	29,3916	6,3	0,0875	40 400	95,9	89,3	38 807,22
2010	6 467,3	30,1851	7,3	0,0775	37 942,01	103,1737	107,3	46 308,54

Источник: авторская разработка

Source: Authoring

Таблица 3

Данные по набору макроэкономических показателей экономики Российской Федерации за период с 2011 по 2021 г.

Table 3

Data on a set of macroeconomic indicators of the Russian Federation economy for the period from 2011 to 2021

Год	Денежная база в широком определении, млрд руб.	Динамика официального курса доллара США, руб./долл. США	Безработица, %	Ключевая ставка Банка России, %	Государственный внешний долг РФ, млн долл. США	Индекс производительности труда (к предыдущему году), %	Индекс промышленного производства (к предыдущему году), %	ВВП (в текущих ценах), млрд руб.
$X_i(t)$ $i \in [1; 8]$	$x_1(t)$	$x_2(t)$	$x_3(t)$	$x_4(t)$	$x_5(t)$	$x_6(t)$	$x_7(t)$	$x_8(t)$
2011	8 190,3	30,3505	6,5	0,08	56 702,9	103,8	105	60 114
2012	8 644,1	31,8729	5,5	0,0825	54 848,3	103,8	103,4	68 103,45
2013	9 852,8	30,4215	5,5	0,055	49 156,5	102,1	100,4	72 985,7
2014	10 503,9	32,6587	5,2	0,17	49 827,3	100,8	101,7	79 030,04
2015	11 332	56,2376	5,6	0,11	51 211,8	98,7	96,6	83 087,36
2016	11 043,8	72,9299	5,5	0,1	50 002,3	100,1	101,1	85 616,08
2017	11 882,7	59,8961	5,2	0,0775	54 355,4	102,1	102,1	91 843,15
2018	14 701,5	57,0463	4,8	0,0775	55 794,2	102,8	102,9	10 3861,7
2019	16 063,4	67,0795	4,6	0,0625	50 769,2	102	102,4	10 9193,2
2020	16 822,1	61,9057	6,1	0,0425	35 801,4	109,1	101,2	106 606,6
2021	18 472,4	73,8757	5,8	0,0425	39 956,9	—	98,1	—

Источник: авторская разработка

Source: Authoring

Таблица 4

Пример расчета прогнозных значений официального курса доллара США, на 2022, 2023 и 2024 гг.

Table 4

Calculating the forecast values of the official US dollar exchange rate, RUB/\$ for 2022, 2023 and 2024: An example

Метод расчета	Формула для расчета прогнозного значения в примере	2022	2023	2024
Линейный метод	$y = 2,1773 \cdot x + 15,302$	65,38	67,56	69,74
Полином Лагранжа 2-й степени	$y = 0,1872 \cdot x^2 - 2,1284 \cdot x + 32,525$	82,6	89,27	96,32
Полином Лагранжа 3-й степени	$y = -0,0046 \cdot x^3 + 0,346 \cdot x^2 - 2,6223 \cdot x + 35,701$	79,43	84,44	89,48
Полином Лагранжа 4-й степени	$y = -0,0031 \cdot x^4 + 0,1389 \cdot x^3 - 1,8081 \cdot x^2 + 7,9775 \cdot x + 19,716$	63,44	54,55	40,48

Примечание. Значение на 01.01.2021 — 73,8757 руб. за долл. США.

Источник: авторская разработка

Source: Authoring

Таблица 5

Относительная динамика 8 макроэкономических показателей экономики Российской Федерации за период с 2000 по 2010 г.

Table 5

Relative dynamics of eight macroeconomic indicators of the Russian Federation economy for the period from 2000 to 2010

$Z_i(t)$ $i \in [1; 8]$	$z_1(t)$	$z_2(t)$	$z_3(t)$	$z_4(t)$	$z_5(t)$	$z_6(t)$	$z_7(t)$	$z_8(t)$
2000	0	0,05	0,8	1	1	0,8	0,99	0
2001	0,02	0,08	0,67	1	0,84	0,71	0,69	0,02
2002	0,03	0,12	0,25	0,81	0,76	0,5	0,7	0,03
2003	0,04	0,15	1	0,57	0,7	0,84	1	0,06
2004	0,08	0,1	0,6	0,42	0,68	0,8	0,95	0,1
2005	0,11	0,07	0,53	0,37	0,63	0,73	0,81	0,14
2006	0,14	0,08	0,43	0,33	0,33	0,88	0,87	0,19
2007	0,2	0,04	0,43	0,28	0,1	0,88	0,89	0,25
2008	0,28	0	0,25	0,42	0,07	0,67	0,58	0,33
2009	0,29	0,1	0,28	0,22	0,04	0	0	0,31
2010	0,33	0,12	0,45	0,17	0,02	0,55	0,92	0,38

Источник: авторская разработка

Source: Authoring

Таблица 6

Относительная динамика 8 макроэкономических показателей экономики Российской Федерации за период с 2011 по 2021 г.

Table 6

Relative dynamics of eight macroeconomic indicators of the Russian Federation economy for the period from 2011 to 2021

$Z_i(t)$ $i \in [1; 8]$	$z_1(t)$	$z_2(t)$	$z_3(t)$	$z_4(t)$	$z_5(t)$	$z_6(t)$	$z_7(t)$	$z_8(t)$
2011	0,43	0,12	0,32	0,18	0,17	0,6	0,8	0,52
2012	0,46	0,15	0,15	0,19	0,16	0,6	0,72	0,6
2013	0,52	0,12	0,15	0,06	0,11	0,47	0,57	0,64
2014	0,56	0,17	0,1	0,61	0,11	0,37	0,63	0,7
2015	0,6	0,64	0,17	0,33	0,13	0,21	0,37	0,74
2016	0,59	0,98	0,15	0,28	0,12	0,32	0,6	0,77
2017	0,63	0,72	0,1	0,17	0,15	0,47	0,65	0,83
2018	0,79	0,66	0,03	0,17	0,16	0,52	0,69	0,95
2019	0,87	0,86	0	0,1	0,12	0,46	0,67	1
2020	0,91	0,76	0,25	0	0	1	0,61	0,97
2021	1	1	0,2	0	0,03	—	0,45	—

Источник: авторская разработка

Source: Authoring

Таблица 7

Прогнозные оценки по 8 макроэкономическим показателям экономики, рассчитанные различными математическими методами

Table 7

Forecast estimates for eight macroeconomic indicators of the economy calculated by various mathematical methods

Показатель	Денежная база в широком определении, млрд руб.	Динамика официального курса доллара США, руб./долл. США	Безработица, %	Ключевая ставка Банка России, %
2021 г. (факт)	18 472,4	73,8757	5,8	0,0425
Прогноз на 2021 г. (линейный)	16 383,6	61,0176	4,4	0,0375
Прогноз на 2021 г. (полином 2-й степени)	17 895,6	77,5762	5,1	0,0925
Прогноз на 2021 г. (полином 3-й степени)	17 654,5	75,1328	5,7	0,02
Прогноз на 2021 г. (полином 4-й степени)	19 143,3	55,1112	6,1	-0,005

Продолжение таблицы

Показатель	Государственный внешний долг РФ, млн долл. США	Индекс производительности труда (к предыдущему году), %	Индекс промышленного производства (к предыдущему году), %	ВВП (в текущих ценах), млрд руб.
2021 г. (факт)	39 956,9	—	98,1	—
Прогноз на 2021 г. (линейный)	17 841,91	101,6164	99,8	115 208
Прогноз на 2021 г. (полином 2-й степени)	64 917,32	104,2164	101,9	121 466
Прогноз на 2021 г. (полином 3-й степени)	48 140,35	109,487	103,7	112 142
Прогноз на 2021 г. (полином 4-й степени)	10 362,06	112,0772	101,7	112 150

Источник: авторская разработка

Source: Authoring

Таблица 8
Слайс-прогноз на 2022 г. в абсолютных значениях

Table 8
Slice forecast for 2022 in absolute values

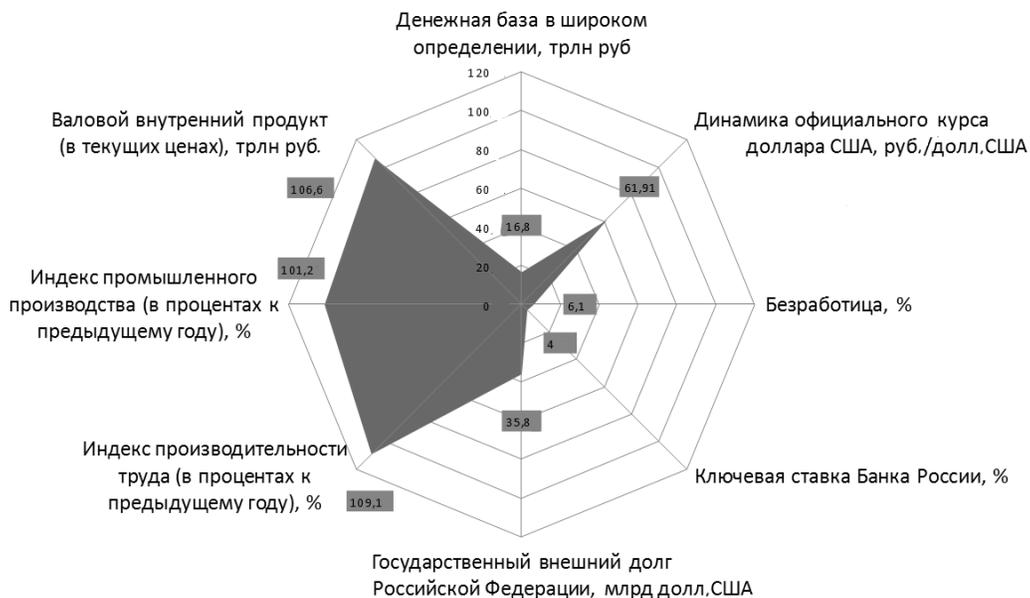
Показатель	$Z_i(t)$ $i \in [1; 8]$	Прогноз на 2022 г. (полином 2-й степени)
Денежная база в широком определении, млрд руб.	$z_1(t)$	19142
Динамика официального курса доллара США, руб./долл. США	$z_2(t)$	84,12
Безработица, %	$z_3(t)$	5
Ключевая ставка Банка России, %	$z_4(t)$	10%
Государственный внешний долг РФ, млн долл. США	$z_5(t)$	72 722
Индекс производительности труда (к предыдущему году), %	$z_6(t)$	104,7
Индекс промышленного производства (к предыдущему году), %	$z_7(t)$	102,2
ВВП (в текущих ценах), млрд руб.	$z_8(t)$	128 771

Источник: авторская разработка

Source: Authoring

Рисунок 1
Слайс фактов по показателям табл. 1 (данные за 2020 г.)

Figure 1
Slice of facts by indicators in Table 1 (data for 2020)

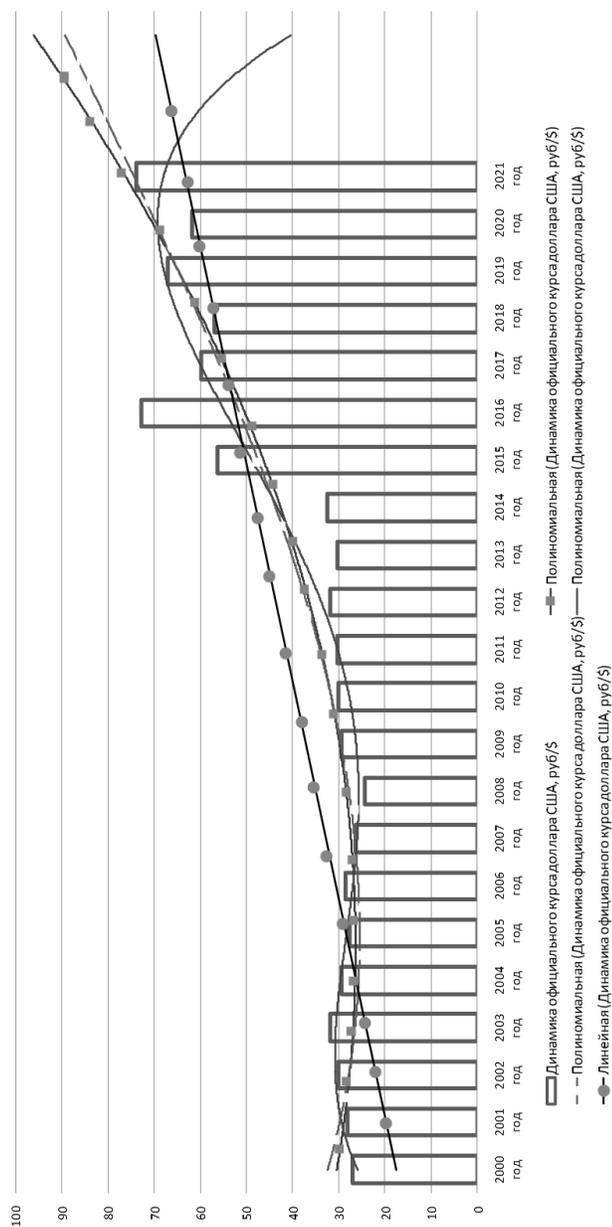


Источник: авторская разработка

Source: Authoring

Рисунок 2
 Динамика официального курса доллара США и прогнозные оценки на основе аппроксимации и сглаживая различными математическими методами, руб./долл. США

Figure 2
 Dynamics of the official US dollar exchange rate and forecast estimates based on approximation and smoothing by various mathematical methods, RUB/\$



Источники: авторская разработка

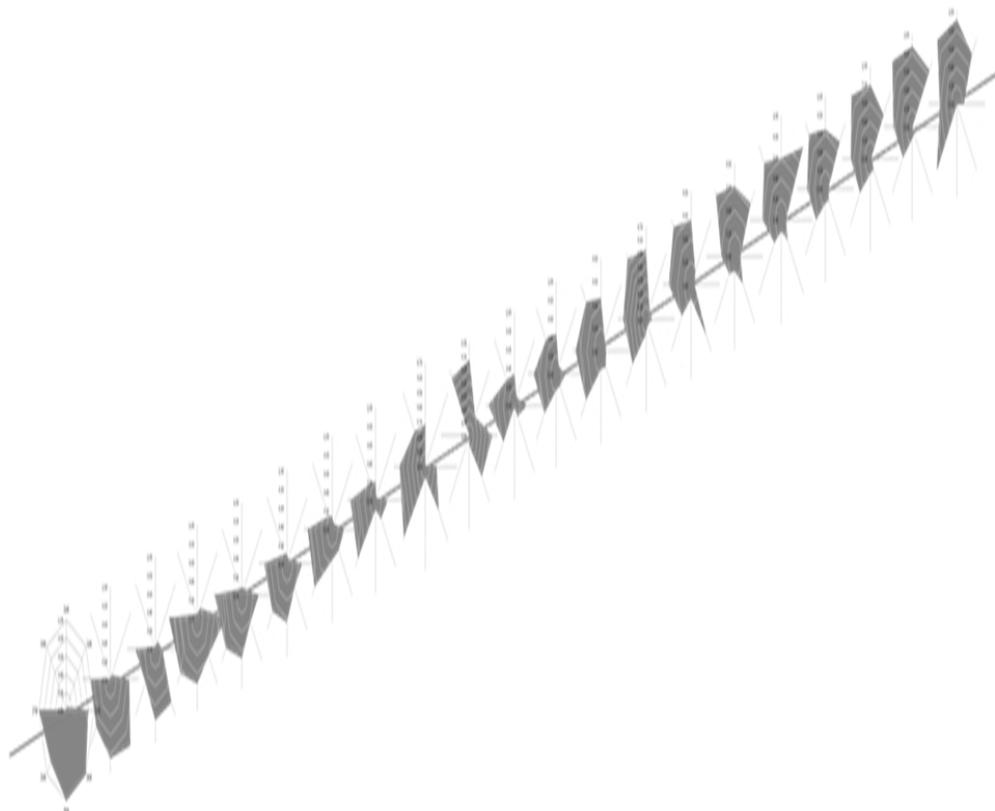
Source: Authoring

Рисунок 3

**Последовательность слайсов во времени Economy Coevolution:
данные с 2000 по 2020 г. табл. 5 и 6**

Figure 3

Slice sequence over time Economy Coevolution: data from 2000 to 2020 in *Tables 5 and 6*



Источник: авторская разработка

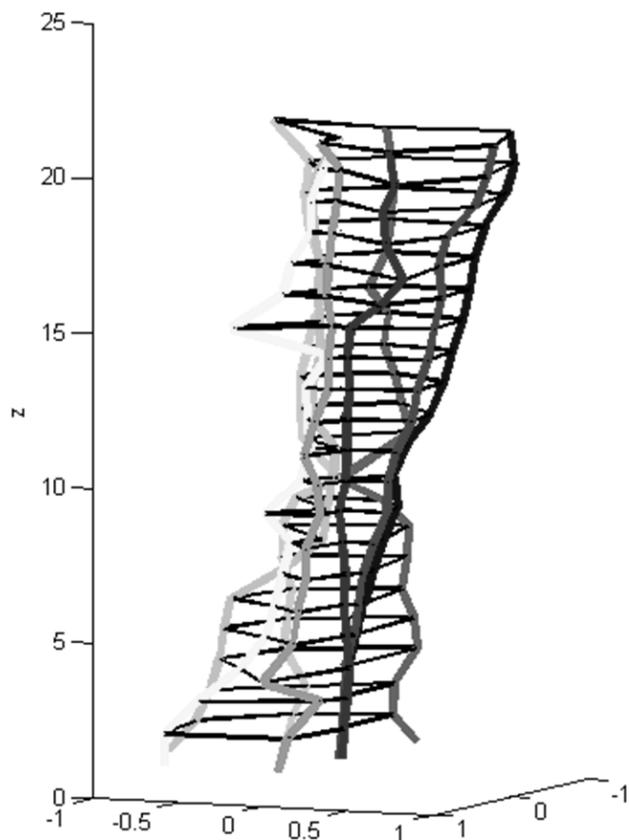
Source: Authoring

Рисунок 4

Последовательность слайсов во времени Economy Coevolution (данные табл. 5 и 6)

Figure 4

The sequence of slices in time Economy Coevolution (data from *Tables 5 and 6*)

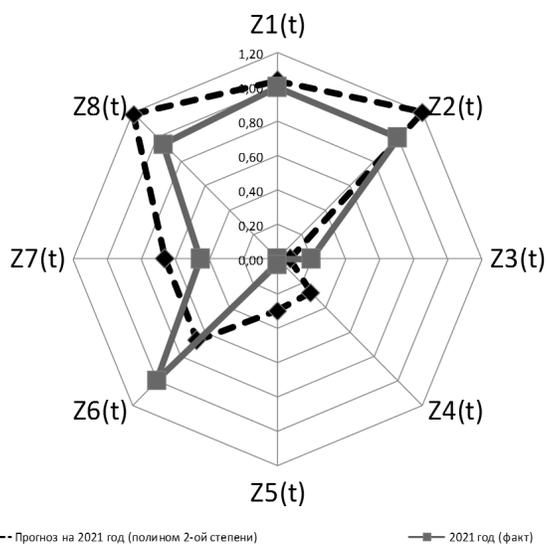


Источник: авторская разработка

Source: Authoring

Рисунок 5
Слайс по фактическим данным и слайс-прогноз на 2021 г.

Figure 5
Slice by actual data and slice forecast for 2021



Источник: авторская разработка

Source: Authoring

Рисунок 6
Слайс-прогноз на 2022 г.

Figure 6
Slice forecast for 2022



Источник: авторская разработка

Source: Authoring

Список литературы

1. *Brockwell P.J., Davis R.A.* Introduction to Time Series and Forecasting (3rd ed.). New York, USA, Springer, 2016, 425 p.
2. *Barunik J., Krehlik T., Vacha L.* Modeling and Forecasting Exchange Rate Volatility in Time-Frequency Domain. *European Journal of Operational Research*, 2016, vol. 251, iss. 1, pp. 329–340.
URL: <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2015.12.010>
3. *Harrell F.E.* Regression Modeling Strategies: With Applications to Linear Models, Logistic and Ordinal Regression, and Survival Analysis (2nd ed.). New York, USA, Springer, 2015, 582 p.
4. *Bahtizin A.R., Bortalevich V.Y., Loginov E.L., Soldatov A.I.* Using Artificial Intelligence to Optimize Intermodal Networking of Organizational Agents Within the Digital Economy. *Journal of Physics: Conference Series*, 2019, pp. 012–042. URL: <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1327/1/012042>
5. *Yakushin Y.Y., Bereza A.N., Dmitrienko N.A.* Neural Network Model for Forecasting Statistics of Communities of Social Networks. *Modern Science*, 2020, no. 5-1, pp. 494–499.
6. *Ivanyuk V., Soloviev V.* Efficiency of Neural Networks in Forecasting Problems. Proceedings of 2019 12th International Conference "Management of Large-Scale System Development", MLSD 2019, 2019, pp. 1–4.
URL: <https://doi.org/10.1109/MLSD.2019.8911046>
7. *Bee Dagum E., Bianconcini S.* Seasonal Adjustment Methods and Real Time Trend-Cycle Estimation. Springer, 2016, 283 p.
8. *Wickramasuriya S.L., Athanasopoulos G., Hyndman R.J.* Optimal Forecast Reconciliation for Hierarchical and Grouped Time Series Through Trace Minimization. *Journal of the American Statistical Association*, 2019, vol. 114, iss. 526, pp. 804–819. URL: <https://doi.org/10.1080/01621459.2018.1448825>
9. *Hyndman R.J., Lee A.J., Wang E.* Fast Computation of Reconciled Forecasts for Hierarchical and Grouped Time Series. *Computational Statistics and Data Analysis*, 2016, vol. 97, pp. 16–32.
URL: <https://doi.org/10.1016/j.csda.2015.11.007>
10. *Bergmeir C., Hyndman R.J., Benítez J.M.* Bagging Exponential Smoothing Methods Using STL Decomposition and Box-Cox Transformation. *International Journal of Forecasting*, 2016, vol. 32, iss. 2, pp. 303–312.
URL: <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2015.07.002>

11. *Unwin A.* Graphical Data Analysis with R. Chapman & Hall/CRC, 2015, 310 p.
12. *Wickham H.* ggplot2: Elegant Graphics for Data Analysis (2nd ed.). Springer, 2016, 260 p.
13. *Afanasieva T., Sapunkov A.* Selection of Time Series Forecasting Model, Using a Combination of Linguistic and Numerical Criteria. 2016 IEEE 10th International Conference on Application of Information and Communication Technologies (AICT), 2016, pp. 1–5.
URL: <https://doi.org/10.1109/ICAICT.2016.7991715>

Информация о конфликте интересов

Я, автор данной статьи, со всей ответственностью заявляю о частичном и полном отсутствии фактического или потенциального конфликта интересов с какой бы то ни было третьей стороной, который может возникнуть вследствие публикации данной статьи. Настоящее заявление относится к проведению научной работы, сбору и обработке данных, написанию и подготовке статьи, принятию решения о публикации рукописи.

SLICE FORECAST AND ITS ACCURACY CRITERION

Aleksandr I. KARPUKHIN

Financial University under Government of Russian Federation,
Moscow, Russian Federation
aikarpukhin@fa.ru
<https://orcid.org/0000-0002-0397-6194>

Article history:

Article No. 347/2021
Received 17 June 2021
Received in revised
form 1 July 2021
Accepted 15 July 2021
Available online
29 July 2021

JEL classification:

C02, C53, C61

Keywords: forecast,
slice, criterion,
accuracy,
macroeconomics

Abstract

Subject. This article provides a mathematical formulation of a slice-based forecast technique allowing a comprehensive assessment of future changes in the dynamics and structure of economic systems. The technique is based on an analysis and integration of a set of time series of heterogeneous indicators combined in a system logical algorithm of information synthesis called a *slice*. A slice forecast accuracy criterion is proposed as well.

Objectives. Slice forecasts are designed to improve the quality and efficiency of economic forecasts.

Methods. The slice forecast technique is based on a slice technology as a set of methods to collect, process, analyze, and synthesize information and knowledge.

Results. The article presents a calculation based on eight series of macroeconomic indicators that characterize the development of the economy of the Russian Federation for the period from 2000 to 2021. It shows new possibilities of analysis and description of economic systems, cycles and crisis phenomena.

Conclusions. The results obtained show that the slice technique helps solve a number of urgent problems to improve the quality of foreseeing future changes.

© Publishing house FINANCE and CREDIT, 2021

Please cite this article as: Karpukhin A.I. Slice Forecast and Its Accuracy Criterion. *Finance and Credit*, 2021, vol. 27, iss. 7, pp. 1559–1580.
<https://doi.org/10.24891/fc.27.7.1559>

References

1. Brockwell P.J., Davis R.A. Introduction to Time Series and Forecasting (3rd ed.). New York, USA, Springer, 2016, 425 p.
2. Barunik J., Krehlik T., Vacha L. Modeling and Forecasting Exchange Rate Volatility in Time-Frequency Domain. *European Journal of Operational Research*, 2016, vol. 251, iss. 1, pp. 329–340.
URL: <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2015.12.010>

3. Harrell F.E. *Regression Modeling Strategies: With Applications to Linear Models, Logistic and Ordinal Regression, and Survival Analysis* (2nd ed.). New York, USA, Springer, 2015, 582 p.
4. Bahtizin A.R., Bortalevich V.Y., Loginov E.L., Soldatov A.I. Using Artificial Intelligence to Optimize Intermodal Networking of Organizational Agents Within the Digital Economy. *Journal of Physics: Conference Series*, 2019, pp. 012–042. URL: <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1327/1/012042>
5. Yakushin Y.Y., Bereza A.N., Dmitrienko N.A. Neural Network Model for Forecasting Statistics of Communities of Social Networks. *Modern Science*, 2020, no. 5-1, pp. 494–499.
6. Ivanyuk V., Soloviev V. Efficiency of Neural Networks in Forecasting Problems. Proceedings of 2019 12th International Conference "Management of Large-Scale System Development", MLSD 2019, 2019, pp. 1–4. URL: <https://doi.org/10.1109/MLSD.2019.8911046>
7. Bee Dagum E., Bianconcini S. *Seasonal Adjustment Methods and Real Time Trend-Cycle Estimation*. Springer, 2016, 283 p.
8. Wickramasuriya S.L., Athanasopoulos G., Hyndman R.J. Optimal Forecast Reconciliation for Hierarchical and Grouped Time Series Through Trace Minimization. *Journal of the American Statistical Association*, 2019, vol. 114, iss. 526, pp. 804–819. URL: <https://doi.org/10.1080/01621459.2018.1448825>
9. Hyndman R.J., Lee A.J., Wang E. Fast Computation of Reconciled Forecasts for Hierarchical and Grouped Time Series. *Computational Statistics and Data Analysis*, 2016, vol. 97, pp. 16–32. URL: <https://doi.org/10.1016/j.csda.2015.11.007>
10. Bergmeir C., Hyndman R.J., Benítez J.M. Bagging Exponential Smoothing Methods Using STL Decomposition and Box-Cox Transformation. *International Journal of Forecasting*, 2016, vol. 32, iss. 2, pp. 303–312. URL: <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2015.07.002>
11. Unwin A. *Graphical Data Analysis with R*. Chapman & Hall/CRC, 2015, 310 p.
12. Wickham H. *ggplot2: Elegant Graphics for Data Analysis* (2nd ed.). Springer, 2016, 260 p.
13. Afanasieva T., Sapunkov A. Selection of Time Series Forecasting Model, Using a Combination of Linguistic and Numerical Criteria. 2016 IEEE 10th International Conference on Application of Information and Communication

Technologies (AICT), 2016, pp. 1–5.

URL: <https://doi.org/10.1109/ICAICT.2016.7991715>

Conflict-of-interest notification

I, the author of this article, bindingly and explicitly declare of the partial and total lack of actual or potential conflict of interest with any other third party whatsoever, which may arise as a result of the publication of this article. This statement relates to the study, data collection and interpretation, writing and preparation of the article, and the decision to submit the manuscript for publication.