

**ФИНАНСЫ, ДЕНЕЖНОЕ ОБРАЩЕНИЕ,  
КРЕДИТ. ЦИФРОВЫЕ ФИНАНСОВЫЕ ТЕХНОЛОГИИ**

DOI: 10.6060/ivecofin.2022544.620

УДК: 336.7

**ПРОГНОЗИРОВАНИЕ РЕГИОНАЛЬНОЙ ИНФЛЯЦИИ  
С ПОМОЩЬЮ АЛГОРИТМОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ**

**И.А. Астраханцева, А.С. Герасимов, Р.Г. Астраханцев**

Ирина Александровна Астраханцева\* (ORCID 0000-0003-2841-8639), Александр Сергеевич Герасимов (ORCID 0000-0001-7867-2710)

Ивановский государственный химико-технологический университет, пр. Шереметевский, 7, Иваново, 153000, Россия

E-mail: i.astrakhantseva@mail.ru\*, aleksandr132542255@gmail.com

Роман Геннадьевич Астраханцев (ORCID 0000-0001-9880-2826)

Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики», ул. Мясницкая, 20, Москва, 101000, Россия

E-mail: rgastrakhantsev@edu.hse.ru

*Прогнозирование инфляции является актуальной задачей в современной экономике. Развитие каждого региона напрямую зависит от индекса потребительских цен (ИПЦ), являющегося важнейшим макроэкономическим показателем, который напрямую характеризует инфляцию. В данной работе авторы с помощью алгоритмов машинного обучения строят модель годового прогноза динамики инфляции Ивановского региона.*

*Обучение модели проводилось на датасете с ежемесячными данными более чем десятилетним периодом, форма обучения «с учителем». В работе анализируется сама модель, как один из методов машинного обучения, обосновывается целесообразность и возможность ее применения, раскрываются этапы работы, анализируются результаты.*

*По мнению авторов, преимущество выбранной модели «случайный лес» является возможность работы с неограниченным количеством вводных данных и выстраивание ранжированной схемы по силе влияния каждого из рассматриваемых факторов. Выявление степени важности переменной является подходящей функцией для интерпретации результата.*

*При работе с моделью «случайный лес» рассматривалось влияние на региональную инфляцию таких факторов как среднемесячная фактическая ставка по кредитам, предоставленным московскими банками, цена на нефть марки Юралс, сезонно-скорректированный ряд широкой денежной массы, Индекс МосБиржи, разница между доходностями долгосрочных и среднесрочных облигаций. Полученный в ходе исследования прогноз региональной инфляции различается с прогнозом Банка России на будущий год, раскрываются возможные причины того, что могло дать более высокие показатели ИПЦ.*

**Ключевые слова:** машинное обучение, «случайный лес», региональная инфляция, факторы инфляции, индекс потребительских цен.

**FORECASTING REGIONAL INFLATION BY MACHINE LEARNING ALGORITHMS**

**I.A. Astrakhantseva, A.S. Gerasimov, R.G. Astrakhantsev**

Irina A. Astrakhantseva\*(ORCID 0000-0003-2841-8639), Alexandr S. Gerasimov (ORCID 0000-0001-7867-2710)

Ivanovo State University of Chemical and Technology, 7, Sheremetevsky Avenue, Ivanovo, 153000, Russia

E-mail: i.astrakhantseva@mail.ru\*, aleksandr132542255@gmail.com

Roman G. Astrakhansev (ORCID 0000-0001-9880-2826)

National Research University "Higher School of Economics", Myasnitckaya str., 20, Moscow, 101000, Russia

E-mail: rgastrakhansev@edu.hse.ru

*Inflation forecasting is a relevant issue in the modern economy. The development of each region directly depends on the consumer price index (CPI), which is the most important macroeconomic indicator that directly characterizes inflation. In this paper, the authors, using machine learning algorithms, build a model for the annual inflation dynamic forecast in the Ivanovo region. The model training was carried out on a dataset with monthly data for more than a ten-year period, the form of training "with a teacher". The paper analyzes the model itself as one of machine learning method substantiates the feasibility and possibility of its application, reveals the stages of work, and analyzes the results.*

*According to the authors, the advantage of the chosen "random forest" model is the ability to work with an unlimited number of input data and build a ranked scheme according to the influence strength of each considered factors. Revealing the importance degree of a variable is an appropriate function for interpreting the result.*

*When working with the "random forest" model, the impact on regional inflation of such factors as the average monthly effective rate on loans provided by Moscow banks, the price of Urals oil, the seasonally adjusted series of broad money supply, the Moscow Exchange Index, the difference between the yields of long-term and medium-term bonds. The regional inflation forecast obtained during the study differs from the Bank of Russia forecast for the next year. The authors revealed the possible reasons for what could give higher CPI indicators.*

**Keywords:** machine learning, "random forest", regional inflation, inflation factors, consumer price index.

#### Для цитирования:

Астраханцева И.А., Герасимов А.С., Астраханцев Р.Г. Прогнозирование региональной инфляции с помощью алгоритмов машинного обучения. *Известия высших учебных заведений. Серия «Экономика, финансы и управление производством» [Ивэкофин]*. 2022. № 04(54). С.6-13. DOI: 10.6060/ivecofin.2022544.620

#### For citation:

Astrakhanseva I.A., Gerasimov A.S., Astrakhansev R.G. Forecasting regional inflation by machine learning algorithms. *Ivecofin*. 2022. N 04(54). С.6-13. DOI: 10.6060/ivecofin.2022544.620 (in Russian)

## ВВЕДЕНИЕ

Одним из необходимых условий для проведения эффективной денежно-кредитной политики государства является мониторинг и прогнозирование инфляции. Это связано с тем, что все участники экономических отношений в производстве, распределении, обмене и потреблении экономических благ, учитывают фактор будущей инфляции в своей деятельности [1].

В настоящее время используется много методов и способов оценки инфляции. По мнению авторов, методы машинного обучения, могут быть успешно применены в диагностике инфляции, так как учитывают неограниченное количество факторов и дают хорошую точность в построении прогнозов [3].

Целью исследования является построение прогноза с помощью модели машинного обучения «случайный лес» на год вперед по ежемесячным данным.

В работе анализируется изменение цен на потребительские товары и услуги. Из всех возможных показателей в той или иной мере оказывающих влияние на инфляцию рассматривается

индекс потребительских цен (далее - ИПЦ). Именно этот фактор будет по мнению авторов главным индикатором, по изменению которого можно судить о динамике инфляции [13].

Именно ИПЦ понятней всего показывает изменение стоимости жизни населения. Он был создан для измерения среднего уровня цен на товары и услуги за определенный период времени или стоимости «потребительской корзины». Чаще всего при измерении данного показателя пользуются периодами - месяц, год [2].

На практике любой желающий, используя индекс потребительских цен может получить данные базисного периода в полном объеме, проследить изменения цен на стоимость товаров, прогнозировать товарооборот и цены на предстоящий период, учесть эти данные для индексации выплат (зарплат, стипендий, пенсий, пособий и т.д.) [4].

Основными источниками информации для модели являются данные Федеральной службы государственной статистики (Росстат), а также другие источники (Банк России) открытых экономических показателей.

В ходе исследования с помощью модели машинного обучения «случайный лес» был построен прогноз ИПЦ и проанализированы полученные результаты, на основании которых можно сделать вывод о динамике инфляции за год с ежемесячными данными.

#### МЕТОДЫ ИССЛЕДОВАНИЯ

Модель «случайный лес» является одним из самых распространенных методов машинного обучения, с помощью которого можно сделать наиболее точный прогноз разных макроэкономических показателей, в том числе и инфляции, с наименьшей ошибкой на выборке [11].

Модель «случайный лес» (далее - Random forest, RF) обучается с учителем. Она является гибким и простым в использовании алгоритмом, применяемым и для классификации, и для регрессии. В самом начале Random forest для случайно выбранных наборов данных создает деревья решений. Затем, определяя оптимальное решение через голосование, предварительно оценивает прогноз от отдельных деревьев. Он также предоставляет довольно эффективный критерий важности показателей (признаков) [14].

Использование модели «случайного леса» имеет широкий диапазон. С его помощью можно строить прогнозы изменения данных в разных сферах, в экономике, медицине, научных исследованиях. Модель позволяет произвести классификацию, отбор, сравнение имеющихся факторов [10].

С технической точки зрения алгоритм RF использует ансамбль деревьев решений, которые появляются на случайно разделенных данных, с использованием независимой случайной выборки. Набор таких деревьев-классификаторов образует лес. Создается любое дерево с применением метрик отбора факторов, которыми могут быть, например, индекс Джини, отношение прироста, критерий прироста информации. Среди других методов нелинейной классификации Random forest представлен, как наиболее простой и результативный, по сравнению с другими алгоритмами [9].

В исследовании была применена следующая последовательность работы с моделью «случайный лес»:

- 1) Создание случайной выборки.
- 2) Генерирование дерева решений для каждой выборки и получение прогноза для конкретного дерева.
- 3) Проведение голосования, учет его результатов.
- 4) Выбор сценария прогноза.
- 5) Анализ полученных данных.

Характерной чертой модели RF является тщательный критерий отбора признаков. Дополнительную переменную при использовании модели «случайного леса» представляет библиотека Scikit-learn. Она показывает вклад каждого показателя в прогноз, его важность относительно других факторов. На этапе обучения в программе библиотеки автоматически вычисляется оценка релевантности каждого признака. Затем полученное значение нормализуется так, чтобы сумма всех оценок равнялась единице [6].

Необходимые параметры алгоритма – это число деревьев –  $n\_estimators$ . Чем больше деревьев, тем лучше качество модели. Недостатком модели «случайного леса» является значительное увеличение времени обработки данных при определенной настройке внутренних параметров. Между временем настройки и работы «случайного леса» есть прямая зависимость: при увеличении первого, увеличивается и время второго показателя, что отражается на производительности [5].

По мнению авторов, особенностью Random forest является необходимость определения на начальном этапе, сколько деревьев необходимо взять для эксперимента, и остановка на моменте, когда качество теста не становится стабильным и неизменным. В противном случае при большом увеличении числа деревьев показатель качества при обучении может достигать до 100%, а показатель качества на тесте выходит на асимптоту, что сообщает о переобучении модели.

Быстрота построения и работы алгоритма зависит от максимальной глубины деревьев. Чем она больше, тем быстрее можно прийти к конечному результату. Качество обработки данных при большой глубине будет значительно выше как на обучении, так и на тестировании. Деревья с небольшой глубиной можно использовать в вопросах с большим количеством шумовых объектов или выбросов [8].

Эта модель может быть продуктивно использована под многие виды диагностики, когда имеется значительный набор данных и ставится цель получить наиболее точный прогноз. Данная модель позволила эффективно обработать и все имеющиеся данные по региональной инфляции.

#### АНАЛИЗ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ

Инфляция является многофакторным явлением. Для разработки модели с помощью алгоритма «случайный лес» необходимо выявить существенные факторы, влияющие как со стороны спроса, так и со стороны предложения. Проанализируем основные показатели, влияющие на динамику ИПЦ [7]. Обоснование выбора показателей представлены в табл. 1.

**Таблица 1. Факторы, влияющие на инфляцию**  
**Table 1. Factors affecting inflation**

№	Обозначение	Расшифровка	Обоснование выбора
1.	ИПЦ (CPI)	Индекс потребительских цен Ивановской области на все товары и услуги [15]	Инфляция зависит от самой себя в прошлом
2.	MIACR	Среднемесячная фактическая ставка по кредитам (в руб.), предоставленная банками [16]	Трансмиссионный механизм влияет на инфляцию через процентную ставку
3.	Urals	Цена на нефть марки Юралс [17]	Курс нефти связан с курсом рубля к доллару, поэтому влияет на инфляцию
4.	Money	Сезонно-скорректированный ряд широкой денежной массы [18]	Инфляция зависит от количества денег в обращении
5.	IMOEX	Индекс МосБиржи [19]	Изменение индекса МосБиржи говорит об изменении доходности, связанной с изменением рисков по акциям крупных Российских компаний (голубых фишек), что может отражаться на инфляции
6.	Spreadlm	Разница между доходностями долгосрочных (10 лет) и краткосрочных (1 год) облигаций [20]	Разница между доходностями облигаций за разные периоды может говорить об ожиданиях в экономике, а значит влиять на инфляцию

Данные, которые были взяты с января 2010 г. по сентябрь 2022 г., на этих данных и обучался алгоритм. Затем был выстроен с помощью модели «случайный лес» годовой прогноз на период с октября 2022 г. по сентябрь 2023 г., потому что было важно сделать прогноз на четыре квартала, так как крупным организациям, таким как Банк России, важно сделать краткосрочный прогноз инфляции [12].

Во всём мире центральными банками устанавливается цель по инфляции. У Банка России цель по инфляции 4%, поэтому важно прогнозировать инфляцию на краткосрочном горизонте.

Можно выделить три этапа в исследовании:

- на первом этапе эксперимента выделялись, собирались и обрабатывались данные;
- на втором этапе – на этих данных обучался алгоритм;
- на третьем была построена модель, прогноз и анализировались полученные данные.

Модель «случайный лес» позволяет не только учесть влияние этих показателей, но и выстроить ранжированную схему по силе влияния каждого из процессов на ИПЦ.

В табл. 2 приведена часть наблюдений семи переменных. Одна из переменных ИПЦ (CPI) является прогнозируемой переменной, и в то же время по ней и еще шести переменным, которые выступают в роли предикторов, делается прогноз. На самом деле в исследовании участ-

вовало 153 наблюдения за период с января 2010 г., по которым строился прогноз с 2011 г.

Построение графика за прошедший период с 2011 г. по октябрь 2022 г., было необходимо, чтобы проверить достоверность результата. Совпадение построенного и реального графиков динамики инфляции составило 99,506 %, средняя ошибка составила 0,494%. Это позволяет сделать вывод о целесообразности использования этой модели на практике.

#### РЕЗУЛЬТАТЫ

В ходе этого исследования были получены показатели ИПЦ, представленные в табл. 3.

Визуализация полученных результатов представлена на рис. 1. По графику на рис. 1 видно, что значение индекса потребительских цен начнет снижаться до 01.02.23 г. Начиная с 01.02.23 г. выходит на плато с небольшим подъемом в июне 2023 г. Произойдет снижение величины индекса до 112,31% в марте 2023 к марту прошлого года. Значит инфляции в 2023 г. будет по нашему прогнозу будет доходить до 12,31%.

Однако при сравнении полученного результата с прогнозом Центрального банка Российской Федерации выявилось значительное расхождение. Этот банк был выбран как, имеющий статус особого публично-правового института России, главного банка первого уровня. Согласно прогнозу Банка России, годовая инфляция в 2023 г. снизится до 5-7%, а в 2024 г. вернется к целевому значению в 4% [21].

**Таблица 2. Первые 10 наблюдений набора данных**  
**Table 2. The first 10 observations of the dataset**

Date	ИПЦ (CPI)	MIACR	Urals	Money	IMOEX	SpreadIm
2010-01-01	107,231520	82,81573499	103,0415236	101,7217430	103,6065430	1,886000000
2010-02-01	106,021588	95,75000000	95,80526250	102,1758217	93,88623522	1,802631579
2010-03-01	105,497403	92,42819843	105,4653984	101,5503108	108,8178353	1,910454545
2010-04-01	105,203305	92,65536723	107,5662038	101,501099	99,02699721	2,310000000
2010-05-01	105,560460	83,84146341	88,90649071	102,7191952	92,79825075	2,659473684
2010-06-01	105,822527	92,72727273	101,2017679	101,8497682	98,25081419	3,048095238
2010-07-01	105,864658	102,7450980	99,89944427	101,490546	106,7065859	2,855909091
2010-08-01	108,366660	98,47328244	102,0236519	102,1727509	97,98013055	2,887272727
2010-09-01	110,002343	101,9379845	102,2812600	101,3990941	105,2158668	3,143181818
2010-10-01	110,398787	102,2813688	105,3320788	101,9524143	105,7689370	3,030952381

**Таблица 3. Предсказанные показания ИПЦ (CPI) на год**  
**Table 3. Predicted CPI readings for the year**

№	Дата	Индекс ИПЦ в %
1	2022-10-01	115,622290
2	2022-11-01	114,872807
3	2022-12-01	114,097426
4	2023-01-01	113,526472
5	2023-02-01	112,841641
6	2023-03-01	112,496463
7	2023-04-01	112,824202
8	2023-05-01	112,897046
9	2023-06-01	113,007234
10	2023-07-01	113,011174
11	2023-08-01	112,916598
12	2023-09-01	113,151090



**Рисунок 1. Фактические данные ИПР за период 2011 г. по сентябрь 2022 г. и прогноз на период с октября 2022 г. по сентябрь 2023 г.**

**Figure 1. The actual IPR for the period 2011 to September 2022 and the forecast for the period from October 2022 to September 2023**

Разность результатов между прогнозом Банка России и представленной моделью достаточно существенная и составила 5,31-7,31%. Причиной такого несовпадения, по мнению авторов, может являться наличие внешних шоковых событий, оказывающих влияние на экономику, и недостаточный объем исходных данных.

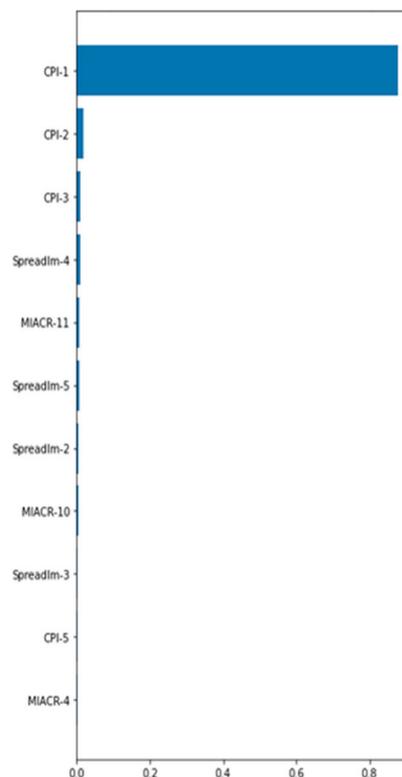
Для определения важности влияния на инфляцию взятых факторов (табл. 1) авторы протестировали разные лаги от 1 до 12 месяцев. Была измерена важность в прогнозировании инфляции по частоте использования в узлах решающих деревьев модели случайного леса. Модель выбирает в узлы решающих деревьев такие показатели, которые позволяют больше всех уменьшить информационную энтропию и соответственно лучше спрогнозировать инфляцию.

Полученные результаты отражены в табл. 4. Из них видно, что значимое влияние на инфляцию оказал только фактор ИПЦ (за предыдущий месяц). Также незначительное влияние имеют показатели Spreadlm (четыре месяца назад) и MIACR (десять месяцев назад). Влияние остальных факторов, рассматриваемое за последние 12 месяцев (84 наблюдения) оказалось незначимым. В табл. 4 приведены 10 первых наибольших числовых значений по важности факторов, которые выступали переменными для ИПЦ (CPI).

**Таблица 4. Важность переменных для ИПЦ (CPI) в модели градиентного бустинга**  
**Table 4: Importance of variables for CPI in the gradient-busting model**

№	Переменная	Важность
1	CPI-1	0,919743
2	Spreadlm-4	0,014705
3	MIACR-10	0,010808
4	Urals-3	0,004428
5	CPI-2	0,003752
6	IMOEX-4	0,003723
7	CPI-3	0,003601
8	Money-1	0,002626
9	CPI-5	0,002615
10	Spreadlm-12	0,002090
11	Money-2	0,002028

Визуализация полученных числовых значений важности того или иного фактора представлена на рис. 2., из которого видно, что на первом месте стоит ИПЦ (CPI), а остальные факторы мало значимы. Факторы, которые не отображены на рисунке два, имеют столь малое значение, что расширять используемый визуализированный набор, не имеет смысла.



**Рисунок 2. Важность переменных для CPI в модели случайный лес**  
**Figure 2. Importance of variables for CPI in the random forest model**

Таким образом в работе был построен прогноз изменения региональной инфляции на год вперед и сделано следующее заключение.

#### ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Прогнозирование с помощью модели «случайный лес» показало, что рассмотренный подход вполне применим на практике. В то же время он нуждается в совершенствовании с учетом минусов, описанных выше. Это недостаточный объем исходных данных и наличие внешних шоковых событий, оказывающих влияние на экономику, и недостаточный объем исходных данных.

К преимуществам данной модели можно отнести то, что «случайный лес» может учитывать неограниченной количество факторов (вводных данных) влияющих на региональную инфляцию. Используемая модель «случайный лес» позволяет не только учесть влияние разных показателей, но и выстроить ранжированную схему по силе влияния каждого из процессов на ИПЦ и региональную инфляцию. Этот алгоритм выводит степень важности переменной, что является очень удобной функцией при интерпретации результата, с его помощью можно определить значимость каждого используемого фактора.

Кроме индекса потребительских цен в данном исследовании рассматривались такие факторы как среднемесячная фактическая ставка по креди-

там, предоставленным московскими банками, цена на нефть марки Юралс, сезонно-скорректированный ряд широкой денежной массы, Индекс МосБиржи, разница между доходностями долгосрочных (10 лет) и среднесрочных (1 год) облигаций. Ни один из этих факторов за последний год, существенно не повлиял на инфляцию.

Дальнейшим направлением работы может быть как расширение линейки факторов влияющих на региональную инфляцию, значительное увеличение количества наблюдений, так и построение прогноза динамики региональной инфляции с помощью других моделей машинного обучения. В дальнейшем планируется использовать следующие модели машинного обучения: линейная регрессия,

нейронная сеть, градиентный бустинг. Последующие сравнение результатов работы этих алгоритмов, даст возможность выделить среди них самые продуктивные. Также для решения проблемы учета внешних шоков может быть введение в исследование новостного фактора.

Наиболее удобные модели могут уже в ближайшем будущем применяться для построения прогноза инфляции государственными регулирующими органами, органами статистики.

*Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.*

*The authors declare no conflict of interest.*

#### ЛИТЕРАТУРА

1. **Астраханцева И.А., Кутузова А.С., Астраханцев Р.Г.** Рекуррентные нейронные сети для прогнозирования региональной инфляции. *Научные труды Вольного экономического общества России*. 2020. Т. 223. № 3. С. 420-431. DOI: 10.38197/2072-2060-2020-223-3-420-431. EDN QAH0YN.
2. **Астраханцева И.А., Астраханцев Р.Г.** Экономическая сущность и правовой статус криптовалют. *Известия высших учебных заведений. Серия «Экономика, финансы и управление производством» [Ивэкофин]*. № 4 (46). 2020. С. 3-13. DOI: 10.6060/ivecofin.2020464.502.
3. **Балацкий Е.В., Юревич М.А.** Прогнозирование инфляции: практика использования синтетических процедур. *Мир новой экономики*. 2018. №4. С.20-31.
4. **Байбуза И.** Прогнозирование инфляции с помощью методов машинного обучения. *Деньги и кредит*. 2018. № 4. С. 42-59.
5. **Павлов Е.** Прогнозирование инфляции в России с помощью нейронных сетей. *Деньги и кредит*. 2020. № 1. С. 57-73.
6. **Горшкова Т., Синельникова Е.** Сравнительный анализ прогнозных свойств моделей российской инфляции. *Научный вестник ИЭП им. Гайдара*. 2016. №. 6. С. 34-41.
7. **Akhmatov Kh.A., Astrakhantseva I.A., Kutuzova A.S., Votchel L.M., Vikulina V.V.** Harmonization of banking business models with the needs of the economy by encouraging the exogenous social responsibility. *Journal Quality-Access to Success*. 2020. Vol. 21. N 174. P.81-87.
8. **Mamedli M., Shubitov D.** Forecasting Russian CPI with Data Vintages and Machine Learning Techniques. *The Bank of Russia Working Paper Series*. 2021. [https://cbr.ru/StaticHtml/File/120016/wp-apr21\\_e.pdf](https://cbr.ru/StaticHtml/File/120016/wp-apr21_e.pdf).
9. **Ozgun O., Akkoç U.** Inflation Forecasting in an Emerging Economy: Selecting Variables with Machine Learning Algorithms. [https://www.researchgate.net/publication/349008676\\_Inflation\\_forecasting\\_in\\_an\\_emerging\\_economy\\_selecting\\_variables\\_with\\_machine\\_learning\\_algorithms](https://www.researchgate.net/publication/349008676_Inflation_forecasting_in_an_emerging_economy_selecting_variables_with_machine_learning_algorithms).
10. **Athey S., Imbens G.W.** Machine Learning Methods Economists Should Know About. *Annual Review of Economics*. 2019. N 11. P. 685-725.
11. **Barkan O., Benchimol J., Caspi I., Hammer A., Koenigstein N.** Forecasting CPI Inflation Components with Hierarchical Recurrent Neural Networks. [https://www.researchgate.net/publication/361451328\\_Forecasting\\_CPI\\_Inflation\\_Components\\_with\\_Hierarchical\\_Recurrent\\_Neural\\_Networks](https://www.researchgate.net/publication/361451328_Forecasting_CPI_Inflation_Components_with_Hierarchical_Recurrent_Neural_Networks).
12. **Chakraborty C., Joseph A.** Machine Learning at Central Banks. <https://www.bankofengland.co.uk/-/media/boe/files/working-paper/2017/machine-learning-at-central-banks>.

#### REFERENCES

1. **Astrakhantseva I.A., Kutuzova A.S., Astrakhantsev R.G.** Recurrent neural network in regional inflation forecasting. *Scientific Proceedings of the Free Economic Society of Russia*. 2020. Vol. 223. N 3. P. 420-431. DOI: 10.38197/2072-2060-2020-223-3-420-431. EDN QAH0YN. (in Russian).
2. **Astrakhantsev I.A., Astrakhantsev R.G.** Economic essence and legal status of cryptocurrencies. *Ivecofin*. 2020. N4 (46). P. 3-13. (in Russian).
3. **Balatsky E.V., Yurevich M.A.** Forecasting Inflation: Practice of Synthetic Procedures. *The World of New Economy*. 2018. N 4. P.20-31. (in Russian).
4. **Baibuza I.** Predicting inflation using machine learning methods. *Money and Credit*. 2018. N 4. P. 42-59. (in Russian).
5. **Pavlov E.** Inflation forecasting in Russia with the help of neural networks. *Money and Credit*. 2020. N 1. P. 57-73. (in Russian).
6. **Gorshkova T., Sinelnikova E.** Comparative analysis of forecasting properties of Russian inflation models. *Gaidar EPIF Scientific Bulletin*. 2016. N 6. P. 34-41. (in Russian).
7. **Akhmatov Kh.A., Astrakhantseva I.A., Kutuzova A.S., Votchel L.M., Vikulina V.V.** Harmonization of banking business models with the needs of the economy by encouraging the exogenous social responsibility. *Journal Quality-Access to Success*. 2020. Vol. 21. N 174. P.81-87.
8. **Mamedli M., Shubitov D.** Forecasting Russian CPI with Data Vintages and Machine Learning Techniques. *The Bank of Russia Working Paper Series*. 2021. [https://cbr.ru/StaticHtml/File/120016/wp-apr21\\_e.pdf](https://cbr.ru/StaticHtml/File/120016/wp-apr21_e.pdf).
9. **Ozgun O., Akkoç U.** Inflation Forecasting in an Emerging Economy: Selecting Variables with Machine Learning Algorithms. [https://www.researchgate.net/publication/349008676\\_Inflation\\_forecasting\\_in\\_an\\_emerging\\_economy\\_selecting\\_variables\\_with\\_machine\\_learning\\_algorithms](https://www.researchgate.net/publication/349008676_Inflation_forecasting_in_an_emerging_economy_selecting_variables_with_machine_learning_algorithms).
10. **Athey S., Imbens G.W.** Machine Learning Methods Economists Should Know About. *Annual Review of Economics*. 2019. N 11. P. 685-725.
11. **Barkan O., Benchimol J., Caspi I., Hammer A., Koenigstein N.** Forecasting CPI Inflation Components with Hierarchical Recurrent Neural Networks. [https://www.researchgate.net/publication/361451328\\_Forecasting\\_CPI\\_Inflation\\_Components\\_with\\_Hierarchical\\_Recurrent\\_Neural\\_Networks](https://www.researchgate.net/publication/361451328_Forecasting_CPI_Inflation_Components_with_Hierarchical_Recurrent_Neural_Networks).
12. **Chakraborty C., Joseph A.** Machine Learning at Central Banks. <https://www.bankofengland.co.uk/-/media/boe/files/working-paper/2017/machine-learning-at-central-banks>.

13. **Astrakhantseva I., Kutuzova A., Astrakhantsev R.** Artificial Neural Networks in Inflation Forecasting at the Meso-Level. *SHS Web of Conferences: III International on New Industrialization and Digitalization (NID 2020)*. Ekaterinburg: EDP Sciences. 2021. P. 02005. DOI: 10.1051/shsconf/20219302005.
14. Официальный сайт Банка России. Инфляционные ожидания. [https://cbr.ru/statistics/ddkp/inflationary\\_expectations/](https://cbr.ru/statistics/ddkp/inflationary_expectations/).
15. Официальный сайт Федеральной службы государственной статистики. <https://rosstat.gov.ru/price>.
16. Официальный сайт Банка России. Среднемесячная фактическая ставка по кредитам (в руб.), предоставленным московскими банками. [http://www.cbr.ru/hd\\_base/mkr/mkr\\_base/](http://www.cbr.ru/hd_base/mkr/mkr_base/).
17. Цена на нефть марки Юралс. <https://www.minfin.ru/ru/press-center/>.
18. Сезонно-скорректированный ряд широкой денежной массы. [https://www.cbr.ru/statistics/macro\\_itm/dkfs/](https://www.cbr.ru/statistics/macro_itm/dkfs/).
19. Индекс МосБиржи. <https://www.moex.com/ru/index/IMOEX/archive/#/from=2008-12-01&till=2019-10-01&sort=TRADEDATE&order=desc>.
20. Спред между доходностями долгосрочных (10 лет) и среднесрочных (1 год) облигаций. [http://www.cbr.ru/hd\\_base/zcyc\\_params/](http://www.cbr.ru/hd_base/zcyc_params/).
21. ЦБ дал прогноз инфляции в России на уровне 18-23%. <https://www.vedomosti.ru/finance/news/2022/04/29/920471-tsb-prognoziruet-godovuyu-inflyatsiyu-v-rossii-na-urovne-18-23-v-2022-godu>.
13. **Astrakhantseva I., Kutuzova A., Astrakhantsev R.** Artificial Neural Networks in Inflation Forecasting at the Meso-Level. *SHS Web of Conferences: III International on New Industrialization and Digitalization (NID 2020)*. Ekaterinburg: EDP Sciences. 2021. P. 02005. DOI: 10.1051/shsconf/20219302005.
14. Official website of the Bank of Russia. Inflation expectations. [https://cbr.ru/statistics/ddkp/inflationary\\_expectations/](https://cbr.ru/statistics/ddkp/inflationary_expectations/). (in Russian).
15. Official website of the Federal State Statistics Service. <https://rosstat.gov.ru/price>. (in Russian).
16. Official website of the Bank of Russia. Average monthly actual rate on loans (in rubles) provided by Moscow banks. [http://www.cbr.ru/hd\\_base/mkr/mkr\\_base/](http://www.cbr.ru/hd_base/mkr/mkr_base/). (in Russian).
17. Price of Urals oil. <https://www.minfin.ru/ru/press-center/>. (in Russian).
18. Seasonally-adjusted series of broad money. [http://www.cbr.ru/hd\\_base/zcyc\\_params/](http://www.cbr.ru/hd_base/zcyc_params/). (in Russian).
19. MosExchange index. <https://www.moex.com/ru/index/IMOEX/archive/#/from=2008-12-01&till=2019-10-01&sort=TRADEDATE&order=desc>. (in Russian).
20. Spread between yields of long-term (10 years) and medium-term (1 year) bonds. [http://www.cbr.ru/hd\\_base/zcyc\\_params/](http://www.cbr.ru/hd_base/zcyc_params/). (in Russian).
21. The Central Bank gave a forecast of inflation in Russia at the level of 18-23%. <https://www.vedomosti.ru/finance/news/2022/04/29/920471-tsb-prognoziruet-godovuyu-inflyatsiyu-v-rossii-na-urovne-18-23-v-2022-godu>. (in Russian).

*Поступила в редакцию 06.11.2022  
Принята к опубликованию 20.11.2022*

*Received 06.11.2022  
Accepted 20.11.2022*