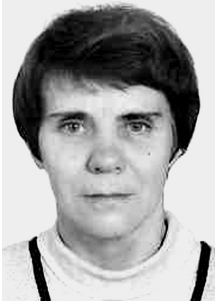


Интеллектуальный анализ временных рядов показателей аграрного производства

Intellectual analysis of time series of agricultural production indicators

doi 10.26310/2071-3010.2020.261.7.008



В. Е. Парфенова,

д. э. н., профессор, Санкт-Петербургский государственный аграрный университет
✉ w.parfenova@mail.ru

V. E. Parfenova,

doctor of economical sciences, professor, Saint-Petersburg state agrarian university

В условиях рынка и перехода сельскохозяйственной отрасли на инновационный путь развития существенно возрастает неопределенность факторов, определяющих ее динамику. Прогнозирование изменений — важная функция управления. Динамические процессы, протекающие в аграрном производстве, представлены, как правило, временными рядами. Это актуализирует проблему повышения обоснованности и точности прогнозов на основе анализа временных рядов в условиях большой неопределенности. Модели и методы, которые в настоящее время используются для прогноза динамики сельскохозяйственных процессов, осуществляются в рамках статистического подхода, применение которого строится на ряде требований. Однако для временных рядов, отражающих реальные динамические процессы, протекающие в аграрном производстве, эти требования редко выполнимы ввиду наличия нестатистической неопределенности.

В настоящее время активно развиваются интеллектуальные методы прогнозирования динамики процессов, в основе которых лежит модель нечеткого временного ряда. Проблема прогнозирования именно таких рядов приобретает особую актуальность для аграрной науки и практики. Нечеткие методы прогнозирования временных рядов включают такие методы как: методы нечеткого регрессионного анализа; методы нечеткого авторегрессионного анализа; методы нечеткого нейросетевого анализа; методы анализа нечетких тенденций. В данной статье рассматриваются возможности применения инструментария нечеткого авторегрессионного анализа для прогнозирования динамики процессов в аграрном секторе экономики.

In the conditions of the market and the transition of the agricultural industry to an innovative path of development, the uncertainty of factors that determine its dynamics increases significantly. Forecasting changes is the most important function of management. Dynamic processes occurring in agricultural production are presented as usually in time series. This actualizes the problem of increasing the validity and accuracy of forecasts based on time series analysis in conditions of great uncertainty. The models and methods that are currently used to predict the dynamics of agricultural processes are carried out within the framework of a statistical approach, the application of which is based on a number of requirements. However, for time series reflecting real dynamic processes occurring in agricultural production, these requirements are rarely met due to the presence of non-statistical uncertainty.

At present, intelligent methods for predicting the dynamics of processes are actively developing, which are based on a fuzzy time series model. The problem of forecasting just such series is of particular relevance for agricultural science and practice. Fuzzy methods for forecasting time series include methods such as: methods of fuzzy regression analysis; methods of fuzzy autoregressive analysis; methods of fuzzy neural network analysis; methods of analysis of fuzzy trends. This article discusses the possibilities of using fuzzy autoregressive analysis tools to predict the dynamics of processes in the agricultural sector of the economy. At present, intelligent methods for predicting the dynamics of processes are actively developing, which are based on a fuzzy time series model. The problem of forecasting just such series is of particular relevance for agricultural science and practice.

Ключевые слова: временной ряд, прогноз, нечеткое моделирование, аграрное производство.

Keywords: time series, forecast, fuzzy modeling, agricultural production.

Введение

Одна из важнейших особенностей сельскохозяйственного производства заключается в том, что оно осуществляется в условиях высокой степени неопределенности, которая возникает в результате влияния многих факторов не только производственно-экономических и социальных, характерных для любого производства, но в немалой степени и в результате влияния природно-биологических факторов. Совместное влияние всех этих факторов приводят к тому, что показатели сельскохозяйственного производства колеблются как в пространстве, так и во времени. Поэтому проблема принятия управленческих решений в условиях неопределенности в сфере сельскохозяйственного производства является чрезвычайно важной и актуальной. Одной из таких проблем является проблема повышения обоснованности и точности прогнозов.

Модели и методы, которые в настоящее время используются в прогнозировании сельскохозяйственных процессов, протекающих в условиях неопределен-

ности, осуществляются в рамках статистического подхода. При этом статистические данные, служащие исходной информацией для прогнозирования (являются либо пространственными (регрессионные модели), либо временными (модели временных рядов)). О регрессионном моделировании аграрных процессов речь шла в предыдущей работе [1]. Здесь речь пойдет о временных рядах и прогнозировании динамики процессов на их основе.

При статистическом подходе модели прогнозирования, строятся на ряде требований к исходным данным. Основными требованиями, предъявляемыми к исходным данным, являются требования сопоставимости, достаточной представительности для выявления закономерности, однородности и устойчивости. Только при соблюдении этих требований можно трактовать неопределенность с точки зрения случайности и применять соответствующие статистические методы прогнозирования. Однако реальные динамические процессы, протекающие в сельском хозяйстве, представлены временными рядами, для которых эти

требования редко выполнимы, что связано, как уже отмечалось, с большой неопределенностью факторов, определяющих их динамику. Нестатистическая неопределенность временных рядов реальных динамических процессов выражается в сочетании таких свойств как:

- 1) небольшой длине ряда (меньше 30-50 значений);
- 2) нестационарного поведения временного ряда;
- 3) неполноты и неточности значений ряда;
- 4) неизвестности вероятностных характеристик стохастического процесса, описывающего временной ряд;
- 5) нелинейного характера искомой зависимости между уровнями ряда.

При наличии указанных свойств говорят, что временные ряды обладают высокой степенью неопределенности, отражая динамику слабоструктурированных процессов [2]. Проблема прогнозирования именно таких рядов приобретает особую актуальность для аграрной науки и практики, так как традиционные статистические подходы для решения этой проблемы не подходят.

Исследуемая проблема

В последние два десятилетия активно развивается новое направление на основе методов и моделей искусственного интеллекта, в частности интеллектуального анализа временных рядов. Развитие этого направления относительно временных рядов, обладающих высокой степенью неопределенности, привело к созданию нечетких моделей временных рядов, в основе которых лежит понятие нечеткого временного ряда.

В 1993 г. Song и Chissom в работах [3, 4] впервые дали определение моделей нечетких временных рядов и рассмотрели их практическое использование. С этого момента началось становление теории и практики моделирования нечетких временных рядов (НВР).

Нечеткий временной ряд (НВР) определяется как упорядоченная в равноотстоящие моменты времени последовательность наблюдений, если значения, которые принимает некоторая величина в наблюдаемый момент времени, выражена с помощью нечеткой метки. Под нечеткой меткой понимается нечеткое множество, заданное на универсальном множестве.

Существует две возможности, которые встречаются на практике: исторические данные (имеющаяся статистика) заданы либо в форме лингвистических величин, либо как реальные числа. И в том и другом случае на основании теоремы FAT (Fuzzy Approximation Theorem) [5] имеющиеся данные могут быть представлены нечетким временным рядом.

В настоящее время предложены разные модели нечеткого прогнозирования. В данной статье мы ограничились рассмотрением нечетких моделей первого порядка. Модель НВР первого порядка определяется уравнением:

$$F(t) = F(t-1) R(t, t-1), \quad (1)$$

где $F(t)$ — прогнозное значение показателя для периода t ; $F(t-1)$ — реальное значение в период времени $t-1$;

R — нечеткое отношение между двумя последовательными моментами времени.

Среди множества предложенных различными авторами нечетких моделей для прогнозирования можно выделить две базовые модели, различающиеся вычислительными методами определения нечеткого отношения R в модели (1). Первая модель предполагает вычисление R с использованием операции нечетких множеств определяемая как импликация Мамдани [3, 4]. Вторая модель основана на применении арифметических операций [6, 7].

Общее, что характерно для большинства нечетких моделей — это последовательное выполнение основных трех процедур:

- 1) определение универсума и фаззификация исторических данных;
- 2) выявление внутренних нечетких связей и определение их групп;
- 3) нахождение нечетких прогнозов, и их дефаззификация.

В данной работе были применены для прогноза обе базовые модели, используя одни и те же данные, и были сравнены полученные результаты.

Постановка задачи и алгоритм ее решения.

Процедуру прогнозирования нечетких временных рядов продемонстрируем на конкретном примере временного ряда по валовому сбору зерновых и зернобобовых в России. Имеются следующие исторические данные РФ (табл. 1) [8].

Начнем рассмотрение с первой модели [3]. Приведем пошаговое описание алгоритма построения нечеткого временного ряда и получения на его основе прогнозных оценок.

Шаг 1. Определение универсального множества U , на котором будут определены все нечеткие множества. Для этого во множестве исторических данных определяются максимальное (D_{max}) и минимальное (D_{min}) значения. На их основе строится универсальное множество $U = [D_{min} - D_1, D_{max} + D_2]$, где D_1, D_2 — два положительных действительных числа. В нашем примере $D_{min} = 61, D_{max} = 135,4$. Для удобства вычислений возьмем $D_1 = 5, D_2 = 4,6$. Тогда $U = [61 - 5, 135,4 + 4,6] = [56, 140]$.

Шаг 2. Выбор количества интервалов и разбиение универсального множества на интервалы равной длины u_i . Следует заметить, что количество нечетких множеств, использованных для описания ВР, значительно влияет на точность прогноза. Поэтому были рассмотрены несколько вариантов с разным числом интервалов, начиная с семи, и увеличивая это число на единицу до тех пор, пока прогнозные оценки улуч-

Таблица 1
Валовой сбор зерновых и зернобобовых в России

Год	Тыс. т	Год	Тыс. т	Год	Тыс. т
2005	77,8	2010	61,0	2015	104,8
2006	78,2	2011	94,2	2016	120,7
2007	81,5	2012	70,9	2017	135,4
2008	108,2	2013	92,4	2018	113,3
2009	97,1	2014	105,3		

Таблица 2
Идентификация исторических данных с нечеткими множествами

Год	Тыс. т	A_i	Год	Тыс. т	A_i
2005	77,8	A_2	2012	70,9	A_2
2006	78,2	A_2	2013	92,4	A_4
2007	81,5	A_3	2014	105,3	A_5
2008	108,2	A_5	2015	104,8	A_5
2009	97,1	A_4	2016	120,7	A_6
2010	61,0	A_1	2017	135,4	A_7
2011	94,2	A_4	2018	113,3	A_5

шались. Наиболее точные прогнозные оценки были получены при числе интервалов равном одиннадцати. Дальнейшее увеличение числа интервалов привело к ухудшению прогнозных оценок.

Покажем работу первого алгоритма при числе интервалов равном 7. Имеем следующее разбиение U : $u_1=[56, 68]$, $u_2=[68, 80]$, $u_3=[80, 92]$, $u_4=[92, 104]$, $u_5=[104, 116]$, $u_6=[116, 128]$, $u_7=[128, 140]$.

Средние значения интервалов равны: $x_{cp\ 1}=62$; $x_{cp\ 2}=74$; $x_{cp\ 3}=86$; $x_{cp\ 4}=98$; $x_{cp\ 5}=110$; $x_{cp\ 6}=122$; $x_{cp\ 7}=134$.

Шаг 3. Определение нечетких множеств A_i ($i=1...7$) на универсальном множестве U :

$$A_1=\{u_1/1, u_2/0,5, u_3/0, u_4/0, u_5/0, u_6/0, u_7/0\},$$

$$A_2=\{u_1/0,5, u_2/1, u_3/0,5, u_4/0, u_5/0, u_6/0, u_7/0\},$$

$$A_3=\{u_1/0, u_2/0,5, u_3/1, u_4/0,5, u_5/0, u_6/0, u_7/0\},$$

$$A_4=\{u_1/0, u_2/0, u_3/0,5, u_4/1, u_5/0,5, u_6/0, u_7/0\},$$

$$A_5=\{u_1/0, u_2/0, u_3/0, u_4/0,5, u_5/1, u_6/0,5, u_7/0\},$$

$$A_6=\{u_1/0, u_2/0, u_3/0, u_4/0, u_5/0,5, u_6/1, u_7/0,5\},$$

$$A_7=\{u_1/0, u_2/0, u_3/0, u_4/0, u_5/0, u_6/0,5, u_7/1\},$$

где u_i — элементы; число под «/» — степень принадлежности элемента множеству A_i ($i=1...7$).

Шаг 4. Фаззификация (переход от четких значений переменных к нечетким) исторических данных. Так как исторические данные могут принадлежать нескольким нечетким множествам, то в [3] предложено фаззифицировать не сами множества A_i , а определять степени принадлежности исторических данных каждому из 7 нечетких множеств A_i .

Степень принадлежности μ величины x_i некоторому интервалу u_m , $m=1...7$ определим по формуле:

$$\mu_i(u_j) = \frac{1}{1+k(x_i-x_{cpj})^2},$$

где $\mu_i(u_j)$ — степень принадлежности x_i интервалу u_j , $j=(1...m)$; m — количество интервалов (в примере $m=7$); x_i — историческое данное периода $t=i$; x_{cpj} — среднее значение интервала u_j ; k — положительный коэффициент, подбирается так, чтобы $\mu=1$, если x_i принадлежит интервалу u_j . Для данного примера $k=0,001$. Результаты расчетов степеней принадлежности μ показаны в табл. 3.

Шаг 5. Получение нечетких логических отношений и их групп. Строятся на основе результатов табл. 2 (табл. 4).

В группы объединяются отношения, имеющие одинаковые левые части (табл. 5).

Шаг 6. Формирование результирующего отношения R , представляет собой объединение логических отношений полученных на шаге 5.

Обозначим

$$R_1=A_2^T A_2; R_2=A_2^T A_3; R_3=A_3^T A_5;$$

$$R_4=A_5^T A_4; R_5=A_4^T A_1; R_6=A_1^T A_4; R_7=A_4^T A_2;$$

$$R_8=A_2^T A_4; R_9=A_4^T A_5; R_{10}=A_5^T A_5; R_{11}=A_5^T A_6;$$

$$R_{12}=A_6^T A_7; R_{13}=A_7^T A_5.$$

При вычислении R_j , ($j=1...13$) используется следующее правило: отношение $D=BC$ для произвольных векторов B и C вычисляется по формуле: $d_{ij}=b_i^T c_j = \min(b_i, c_j)$. Вычислив все R_j , определяется R как

$$R = \bigcup_{j=1}^{13} R_j,$$

Таблица 4

Нечеткие логические отношения

$A_2 \rightarrow A_2$	$A_2 \rightarrow A_3$	$A_3 \rightarrow A_5$	$A_5 \rightarrow A_4$	$A_4 \rightarrow A_1$	$A_1 \rightarrow A_4$	$A_4 \rightarrow A_2$	$A_2 \rightarrow A_4$	$A_4 \rightarrow A_5$
$A_5 \rightarrow A_5$	$A_5 \rightarrow A_6$	$A_6 \rightarrow A_7$	$A_7 \rightarrow A_5$					

Таблица 5

Группы нечетких логических отношений

№ группы	Нечеткие логические отношения
1	$A_2 \rightarrow A_2, A_3, A_4$
2	$A_3 \rightarrow A_5$
3	$A_4 \rightarrow A_1, A_2, A_5$
4	$A_5 \rightarrow A_4, A_5, A_6$
5	$A_6 \rightarrow A_7$
6	$A_7 \rightarrow A_5$

где R – квадратная матрица 7×7 ; \cup – оператор объединения. Получили:

$$R = \begin{pmatrix} 0,5 & 0,5 & 0,5 & 1 & 0,5 & 0 & 0 \\ 0,5 & 1 & 1 & 1 & 0,5 & 0,5 & 0 \\ 0,5 & 0,5 & 0,5 & 0,5 & 1 & 0,5 & 0 \\ 1 & 1 & 0,5 & 0,5 & 1 & 0,5 & 0,5 \\ 0,5 & 0,5 & 0,5 & 1 & 1 & 1 & 0,5 \\ 0 & 0 & 0,5 & 0,5 & 0,5 & 0,5 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0,5 & 1 & 0,5 & 0,5 \end{pmatrix}.$$

Шаг 7. Определение нечетких прогнозов и их дефазификация. Нечеткий прогноз осуществляется по правилу:

$$A_i = A_{i-1} \circ R,$$

где A_{i-1} – нечеткое значение исторического данного за период $t-1$; A_i – нечеткое значение прогноза на период t в терминах степеней принадлежности данным множествам, \circ – операция «max-min». Результаты операции приведены в табл. 6.

Для дефазификации (перевод нечетких прогнозных значений в четкие) применяются следующие правила:

Правило 1. Если группа эвристических нечетких логических зависимостей (НЛЗ) – пустая, т. е. $A_j \rightarrow 0$,

Таблица 7

Исторические и прогнозируемые значения валового сбора зерновых и зернобобовых в России

Год	Историческое значение (тыс. т)	Прогноз (тыс. т)	Расчет по формуле (2)	Оценка AFER
2006	78,2	86	0,09974	
2007	81,5	86	0,05521	
2008	108,2	110	0,01663	
2009	97,1	116	0,19464	
2010	61	68	0,11475	
2011	94,2	98	0,04034	
2012	70,9	95	0,33991	
2013	92,4	80	0,13420	
2014	105,3	96	0,08832	
2015	104,8	110	0,04962	
2016	120,7	110	0,08865	
2017	135,4	134	0,01034	
2018	113,3	102	0,09973	
Сумма			1,3321	0,1025≈10%
2019		110		

Таблица 6

Нечеткие прогнозные значения в терминах μ

Год	A_1	A_2	A_3	A_4	A_5	A_6	A_7
2006	0,7	1	1	1	0,9	0,5	0,5
2007	0,7	1	1	1	0,9	0,5	0,5
2008	0,8	0,9	0,9	0,9	1	0,5	0,5
2009	0,9	0,9	0,5	0,5	1	1	0,8
2010	1	1	0,6	0,8	0,8	0,8	0,6
2011	0,5	0,8	0,8	1	0,6	0,5	0,4
2012	0,6	1	1	0,6	0,8	0,5	0,5
2013	1	1	0,7	0,8	1	1	0,5
2014	0,9	0,9	0,5	1	1	1	0,8
2015	0,9	0,9	0,5	1	1	1	0,8
2016	0,6	0,6	0,5	0,9	0,9	0,5	1
2017	0,5	0,5	0,5	0,6	0,6	0,6	0,8
2018	0,8	0,8	0,5	1	1	1	0,9

то прогнозная оценка определяется как A_j , т. е. средней точкой интервала $[u_{j-1}, u_j, u_{j+1}, u_{j+2}]$.

Правило 2. Если группа эвристических нечетких логических зависимостей отображается «один к одному», т. е. $A_j \rightarrow A_p$, то прогнозная оценка находится как A_p , т. е. определяется средней точкой интервала $[u_{p-1}, u_p, u_{p+1}, u_{p+2}]$.

Правило 3. Если группа эвристических НЛЗ отображается «один ко многим», то прогнозная оценка находится как

$$\frac{A_{p_1} + A_{p_2} + \dots + A_{p_k}}{k},$$

т. е. вычисляется как средняя точка интервала

$$\left[\frac{u_{p_1-1} + u_{p_2-1} + \dots + u_{p_k-1}}{k}, \frac{u_{p_1} + u_{p_2} + \dots + u_{p_k}}{k}, \frac{u_{p_1+1} + u_{p_2+1} + \dots + u_{p_k+1}}{k}, \frac{u_{p_1+2} + u_{p_2+2} + \dots + u_{p_k+2}}{k} \right].$$

Результаты дефазификации показаны в табл. 7. Там же приводится оценка прогноза (столбцы 4, 5), рассчитанная по формуле:

$$AFER = \frac{\sum_{i=1}^m |(F_i - T_i)| / T_i}{n} \cdot 100\%, \quad (2)$$

где F_i и T_i – предсказанное и реальное значения для i -го периода; n – количество значений временного ряда. Чем ниже эта оценка, тем лучше подобрана модель.

Таблица 8

Идентификация исторических данных с нечеткими множествами

Год	Тыс. т	A_i	Год	Тыс. т	A_i
2005	77,8	A_2	2012	70,9	A_2
2006	78,2	A_2	2013	92,4	A_4
2007	81,5	A_3	2014	105,3	A_5
2008	108,2	A_5	2015	104,8	A_5
2009	97,1	A_4	2016	120,7	A_6
2010	61	A_1	2017	135,4	A_7
2011	94,2	A_4	2018	113,3	A_5

Таблица 9

Нечеткие логические зависимости

$A_2 \rightarrow A_2$	$A_2 \rightarrow A_3$	$A_3 \rightarrow A_5$	$A_5 \rightarrow A_4$	$A_4 \rightarrow A_1$	$A_1 \rightarrow A_4$	$A_4 \rightarrow A_2$
$A_2 \rightarrow A_4$	$A_4 \rightarrow A_5$	$A_5 \rightarrow A_5$	$A_5 \rightarrow A_5$	$A_5 \rightarrow A_7$	$A_7 \rightarrow A_5$	

Таблица 10

Группы нечетких связей

№	Нечеткая связь	№	Нечеткая связь	№	Нечеткая связь	№	Нечеткая связь
1	$A_1 \rightarrow A_4$	3	$A_3 \rightarrow A_5$	5	$A_5 \rightarrow A_4, A_5, A_6$	7	$A_7 \rightarrow A_5$
2	$A_2 \rightarrow A_2, A_3, A_4$	4	$A_4 \rightarrow A_1, A_2, A_5$	6	$A_6 \rightarrow A_7$		

Вторая модель основана на применении арифметических операций [6, 7]. Она легче в вычислениях и, как будет показано далее, дает более точные прогнозные оценки.

Приведем пошаговое описание второго алгоритма построения нечеткого временного ряда и получения на его основе прогнозных оценок.

Шаг 1. Определение универсального множества U , на котором будут определены все нечеткие множества. $U = [D_{\min} - D_1, D_{\max} + D_2]$, где D_1, D_2 — два положительных действительных числа. В нашем примере $D_{\min} = 61, D_{\max} = 134,5$. Для удобства вычислений возьмем $D_1 = 5, D_2 = 5,6$. Тогда $U = [61 - 5, 134,4 + 5,6] = [56, 140]$.

Шаг 2. Разбиение универсального множества на интервалы равной длины u_i . При числе интервалов равным семи длина интервала равна 12, и мы получаем следующее разбиение. $U: u_1 = [56, 68], u_2 = [68, 80], u_3 = [80, 92], u_4 = [92, 104], u_5 = [104, 116], u_6 = [116, 128], u_7 = [128, 140]$.

Для выполнения последующих шагов нужны средние значения интервалов: $u_{\text{ср}}^1 = 62, u_{\text{ср}}^2 = 74, u_{\text{ср}}^3 = 86, u_{\text{ср}}^4 = 98, u_{\text{ср}}^5 = 110, u_{\text{ср}}^6 = 122, u_{\text{ср}}^7 = 140$.

Шаг 3. Определение нечетких множеств $A_i (i=1...7)$ на универсальном множестве U . A_i определяются по формуле: $A_i = (d_{i-1}, d_i, d_{i+1}, d_{i+2})$, $i=1...7$, где d_{i-1} — нижняя граница u_i , уменьшенная на длину интервала; d_i — нижняя граница u_i ; d_{i+1} — нижняя граница u_{i+1} ; d_{i+2} — верхняя граница u_{i+1} . При этом $A_i (i=1...7)$ имеют лингвистическое толкование (от очень малого значения до очень большого значения), т. е. являются лингвистическими терминами множества U . Получили следующие нечеткие множества:

$$A_1 = [44, 56, 68, 80], A_2 = [56, 68, 80, 92],$$

$$A_3 = [68, 80, 92, 104], A_4 = [80, 92, 104, 116],$$

$$A_5 = [92, 104, 116, 128], A_6 = [104, 116, 128, 140],$$

$$A_7 = [116, 128, 140, 152],$$

Шаг 4. Фаззификация исторических данных. Осуществляется по правилу: если историческое значение попадает в интервал $u_i, i=1...7$, то оно принадлежит нечеткому множеству A_i . Результаты принадлежности исторических данных нечетким множествам представлены в табл. 8.

Шаг 5. Формирование нечетких логических зависимостей и их групп. Для построения зависимостей (отношений) попарно рассматриваются последовательные фаззифицированные данные табл. 8 (табл. 9).

Группировка зависимостей с одинаковыми левыми частями (табл. 10).

Шаг 6. Определение нечетких прогнозов и их дефаззификация. Если $F(t-1) = A_j$, то прогнозирование $F(t)$ выполняется с использованием следующих эвристических правил.

Правило 1. Если группа эвристических нечетких логических зависимостей (НЛЗ) — пустая, т. е. $A_j \rightarrow 0$, то прогнозная оценка определяется как A_j , т. е. средней точкой интервала $[u_{j-1}, u_j, u_{j+1}, u_{j+2}]$.

Правило 2. Если группа эвристических нечетких логических зависимостей отображается «один к одному», т. е. $A_j \rightarrow A_p$, то прогнозная оценка находится как A_p , т. е. определяется средней точкой интервала $[u_{p-1}, u_p, u_{p+1}, u_{p+2}]$.

Правило 3. Если группа эвристических НЛЗ отображается «один ко многим», то прогнозная оценка находится как

$$\frac{A_{p_1} + A_{p_2} + \dots + A_{p_k}}{k},$$

Таблица 11

Исторические и прогнозируемые значения урожайности картофеля

Год	Историческое значение (ц/га)	Прогнозная оценка (ц/га)	Год	Историческое значение (ц/га)	Прогнозная оценка (ц/га)
2005	77,8	74	2013	92,4	86
2006	78,2	74	2014	105,3	82
2007	81,5	86	2015	104,8	110
2008	108,2	110	2016	120,7	110
2009	97,1	110	2017	135,4	134
2010	61	82	2018	113,3	110
2011	94,2	98			
2012	70,9	82		Прогноз на 2019 г.	110

Таблица 12

Расчет средней ошибки прогноза

Год	Исторические данные	Прогнозные значения	Средняя ошибка
2005	77,8	74	0,04884
2006	78,2	74	0,05371
2007	81,5	86	0,05521
2008	108,2	110	0,01664
2009	97,1	110	0,13286
2010	61	82	0,34426
2011	94,2	98	0,04034
2012	70,9	82	0,15656
2013	92,4	86	0,06926
2014	105,3	82	0,22127
2015	104,8	110	0,04962
2016	120,7	110	0,08865
2017	135,4	134	0,01034
2018	113,3	110	0,02913
Сумма			1,31669
AFER			0,09405≈9,4%

Таблица 13

Оценка качества разных моделей

Оценка	Авто-регрессия	$u=7$	$u=8$	$u=9$	$u=10$	$u=11$	$u=12$
AFER	16,5%	9,4%	8,5%	7,3%	6,8%	5,7%	6,5%

четкие временные ряды, построенные с разным количеством интервалов u_i . Во всех случаях по второму алгоритму средняя оценка прогноза (формула (2)) оказалась ниже, чем по первому алгоритму. Поэтому оценки качества прогнозов с разным числом интервалов приведем для второй модели (табл. 13). В табл. 13 также приведена оценка качества классической модели авторегрессии. Лучшей прогнозной моделью оказалась нечеткая модель с числом интервалов равным 11. Максимальная ошибка прогноза составила 5,7%, что почти в три раза ниже, чем при прогнозе по классической модели авторегрессии.

Выводы

Нечеткий временной ряд может служить новым инструментом моделирования и описания динамики аграрных процессов, функционирующих в условиях «нестохастической» неопределенности.

Количество нечетких множеств, используемых для описания НВР, значительно влияет на точность прогноза.

Предложенные в данной работе методы могут быть рекомендованы к практическому применению при краткосрочном прогнозировании временных рядов показателей аграрной сферы.

Методы прогнозирования на основе нечетких моделей ВР позволяют давать наиболее адекватную оценку для прогноза будущих изменений в условиях высокой степени неопределенности.

т. е. вычисляется как средняя точка интервала

$$\left[\frac{u_{p_1-1}+u_{p_2-1}+\dots+u_{p_k-1}}{k}, \frac{u_{p_1}+\dots+u_{p_k}}{k}, \frac{u_{p_1+1}+\dots+u_{p_k+1}}{k}, \frac{u_{p_1+2}+\dots+u_{p_k+2}}{k} \right].$$

Наблюдаемые и прогнозируемые значения указаны в табл. 11.

Для оценки качества прогноза также была использована средняя ошибка прогноза (2). Расчеты показаны в табл. 12.

Анализ результатов

Приведенные расчеты с числом интервалов 7 показывают, что второй алгоритм дал лучший результат. Помимо этих расчетов были проанализированы не-

Список использованных источников

1. В. Е. Парфенова. Нечеткое регрессионное моделирование в задачах управления аграрным производством//Иновации. № 7. 2019. С. 88-92.
2. Н. Г. Ярушкина, Т. В. Афанасьева, И. Г. Перфильева. Интеллектуальный анализ временных рядов: учебное пособие. Ульяновск: УлГТУ, 2010. 324 с.
3. Q. Song, B. S. Chissom. Forecasting enrollments with fuzzy time series. Part 1: Fuzzy Sets and Systems, 54, 1993. P. 1-9.
4. Q. Song, B. S. Chissom. Forecasting enrollments with fuzzy time series. Part 2: Fuzzy Sets and Systems, 54, 1993. P. 269-277.
5. B. Kosko. Neural Networks and Fuzzy Systems. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1991. 449 p.
6. S. M. Chen. Forecasting enrollments based on fuzzy time series//Fuzzy Sets and Systems. 1996. № 81. P. 311-319.
7. S. M. Chen. Forecasting enrollments based on high-order fuzzy time series//Cybernetics and Systems: an International Journal. 2002. № 33. P. 1-16.
8. Росстат: «Россия в цифрах»-2019. М., 2019.

References

1. V. E. Parfenova. Nechotkoe regressionnoe modelirovanie v zadachah upravleniya agrarnim proizvodstvom//Innovatsii. № 7. 2019. S. 88-92.
2. N. G. Yarushkina, T. V. Afanas'eva, I. G. Perfil'eva. Intellektualnyy analiz vremennykh ryadov/uchebnoe posobie. Ul'yanovsk: UlGTU, 2010. 324 s.
3. Q. Song, B. S. Chissom. Forecasting enrollments with fuzzy time series. Part 1: Fuzzy Sets and Systems, 54, 1993. P. 1-9.
4. Q. Song, B. S. Chissom. Forecasting enrollments with fuzzy time series. Part 2: Fuzzy Sets and Systems, 54, 1993. P. 269-277.
5. B. Kosko. Neural Networks and Fuzzy Systems. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1991. 449 p.
6. S. M. Chen. Forecasting enrollments based on fuzzy time series//Fuzzy Sets and Systems. 1996. № 81. P. 311-319.
7. S. M. Chen. Forecasting enrollments based on high-order fuzzy time series//Cybernetics and Systems: an International Journal. 2002. № 33. P. 1-16.
8. Rosstat: «Rossiya v tsifrah»-2019. M., 2019.