

ПРОГНОЗ УРОЖАЙНОСТИ ПОДСОЛНЕЧНИКА С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МОДЕЛЕЙ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ ARIMA

С. П. Клявзо¹, В. И. Чабан¹, О. Ю. Подобед¹, С. А. Черных²

¹ Государственное учреждение Институт зерновых культур НААН, ул. Вернадского Владимира 14, г. Днепр, 49009, Украина

² Днепропетровский государственный аграрно-экономический университет, ул. Сергея Ефремова 25, г. Днепр, 49009, Украина

Прогноз урожайности подсолнечника базировался на анализе временного ряда урожайных данных этой культуры за период с 1971 по 2019 гг. при выращивании ее в условиях северной Степи Украины на фоне естественного плодородия. Истинное среднее значение урожайности подсолнечника колебалось в пределах $2,15 \pm 0,17$ т/га, среднее варьирование урожайных данных за исследуемый период составило: коэффициент вариации – $C_v = 24$ %, стандартное отклонение – $s = 0,516$ т/га. Анализ графика рассеяния ряда показал наличие тенденции к увеличению урожайности подсолнечника за данный период времени. Получена адекватная линейная модель с возрастающим трендом урожайных данных. По результатам прогнозирования данным методом урожайность подсолнечника в 2025 г. ожидается на уровне 2,67 т/га. Прогнозирование с использованием моделей временных рядов ARIMA (объединенная модель авторегрессии и интегрированного скользящего среднего), осуществлялось приведением ряда урожайных данных к стационарному виду путем дифференцирования первого порядка $D(-1)$. Подбор наиболее адаптивной модели осуществлялся на основании варьирования значений p и q , по виду автокорреляционной (ACF) и частной автокорреляционной функций (PACF.) Установлено, что лучшей является модель $D(-1)$ ARIMA: (2,0,0), стационарность которой достигалась дифференцированием 1-го порядка, остатки не автокоррелированы и нормально распределены, а регрессивным коэффициентам соответствовали значения остаточных вероятностей меньше ($p < 0,05$). На основе выбранной модели установлено, что согласно краткосрочному прогнозу максимальный уровень урожайности подсолнечника в 2023 г. следует ожидать 3,56 т/га при выращивании культуры на фоне естественного плодородия.

Ключевые слова: прогноз, урожайность, подсолнечник, модель, временной ряд, ARIMA-модель.

Аграрный комплекс Украины за последние годы существенно увеличил объемы производства сельскохозяйственной продукции, в том числе и подсолнечника – основной масличной культуры в Украине. Растения подсолнечника хорошо адаптированы к почвенно-климатическим условиям и отличаются устойчивостью к стрессовым факто-

рам, которые являются следствием повышения температурного фона окружающей среды. Кроме того, в связи со стабильно высокими спросом на рынке и ценами на товарную продукцию, а также продукты переработки подсолнечник остается одной из самых экономически выгодных культур, поскольку рентабельность производства со-

Информация об авторах:

Клявзо Сергей Павлович, канд. с.-х. наук, старший научный сотрудник, ведущий научный сотрудник лаб. плодородия почв, e-mail: klyavzosergiy@gmail.com, <https://orcid.org/0000-0002-4973-8503>

Чабан Владимир Ильич, канд. с.-х. наук, старший научный сотрудник, заведующий лаб. плодородия почв, e-mail: cvi2209@gmail.com, <https://orcid.org/0000-0002-4763-0689>

Подобед Оксана Юрьевна, канд. с.-х. наук, старший научный сотрудник лаб. плодородия почв, e-mail: oksanapodobed@gmail.com, <https://orcid.org/0000-0001-9993-7052>

Черных Светлана Анатольевна, канд. с.-х. наук, доцент кафедры агрохимии, e-mail: svet0403@i.ua, <https://orcid.org/0000-0002-8106-9901>

ставляет 60–80 %. По данным Государственной службы статистики Украины, валовые сборы подсолнечника поступательно увеличивались с 5,83 млн. т в 2006–2010 гг. до 15,1 млн. т в 2016–2020 гг. Рост производства осуществлялся как за счет расширения площадей выращивания подсолнечника (с 4135,6 тыс. га в 2006–2010 гг. до 6121,8 тыс. га в 2016–2020 гг. или в 1,48 раза), так и повышения его урожайности (с 1,43 т/га в 2006–2010 гг. до 2,23 т/га в 2016–2020 гг. или в 1,56 раза) [1].

На уровень продуктивности культуры оказывают влияние не только благоприятно складывающиеся погодные условия в течение вегетационного периода, но и наращивание энергоснабжения отрасли, наличие высокопродуктивных гибридов, усовершенствование технологии выращивания. Вместе с тем, наблюдается резкое увеличение флуктуаций урожайности культуры по годам. При этом разница между максимальным уровнем урожая (2,56 т/га, 2019 г.) и минимальным (0,89 т/га, 2004 г.) составила 1,67 т/га, что, прежде всего, связано с нестабильностью климата.

Поэтому, важным требованием экономики остается стабильность производства растительной продукции на фоне изменений экологических условий окружающей среды в связи с глобальным потеплением климата. Его реализация возможна при наличии прогнозов формирования урожайности подсолнечника, что позволит планировать объемы его выращивания с учетом рисков инвестиционных решений. Современные методы исследований статистических свойств пространственной и временной изменчивости урожайных данных могут помочь найти рациональные критерии в решении этого вопроса. Использование стохастических моделей ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average; интегрированные модели авторегрессии и скользящих средних) являются эффективным методом для краткосрочного и среднесрочного прогнозирования. Данная модель позволяет учесть остаточные статистические зависимости, которые можно моделировать, по сравнению с традиционными методами прогнозирования на основе трендовой или сезонной компоненты [2–4]. Кроме того, модели ARIMA довольно хорошо

подходят для прогнозирования рядов с непериодическими циклами, которым довольно часто подчиняются параметры сельскохозяйственного производства. Преимуществом этих моделей является их краткосрочность, что особенно важно для современного сельскохозяйственного производства, развивающегося в условиях резких изменений климата [2, 4, 5].

Цель исследования – прогнозирование урожайности подсолнечника с использованием ARIMA-модели при выращивании культуры в условиях степной зоны.

Материалы и методы исследования. Разработку прогноза урожайности подсолнечника проводили с помощью следующих методов: линейной регрессии, авторегрессии и скользящего среднего (ARIMA). В качестве временного ряда использовали урожайные данные культуры за 1971–2019 гг., полученные в стационарных опытах лабораторий почвенного плодородия, севооборотов и природоохранных систем обработки почвы (Государственное предприятие Опытное хозяйство «Днепр») в варианте абсолютного контроля. Почва стационарного опыта – чернозем обыкновенный малогумусный тяжелоуглинистый на лессе.

Модели авторегрессии и скользящего среднего предполагают стационарность временных рядов. Стационарный процесс – это стохастический процесс, у которого не изменяется распределение вероятностей при смещении во времени, а следовательно и такие параметры, как среднее значение и дисперсия. Для многих временных рядов характерна зависимость членов ряда друг от друга. На этом свойстве влияния предыдущего состояния процесса на будущее базируются модели авторегрессии AR p (Auto-Regression). В общем виде это свойство выражается формулой:

$$Y_t = a_0 + a_1 Y_{t-1} + a_2 Y_{t-2} + \dots + a_p Y_{t-p} + \varepsilon_t, \text{ где}$$

Y_t – значение Y в момент времени t ;

a_i – коэффициенты регрессии;

p – порядок авторегрессии;

ε_t – случайная величина.

В модели скользящего среднего MA q (Moving Average) предполагается, что каждый элемент ряда подвержен суммарному воздействию случайных предыдущих вели-

чин (ошибок) ε_t :

$$Y_t = \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t, \quad \text{где}$$

Y_t – значение Y в момент времени t ;

θ_i – коэффициенты регрессии;

q – порядок модели скользящего среднего;

ε_t – случайная величина [3].

Поскольку применение ARIMA-моделей предполагает стационарность временных рядов, необходимо удаление из их состава тренда, циклической и сезонной составляющих. В большинстве случаев для получения стационарности достаточно взять одну или несколько последовательных разностей членов ряда (дифференцирование 1-го и больших порядков).

Степень рассеяния временного ряда оценивали с помощью таких показателей, как: информационная энтропия нормального распределения (H); стандартное отклонение (s). При расчетах использовали основные модули программного пакета Statistica версия 6.0.

Результаты исследования. Данная статья является логическим продолжением исследований по оценке адаптивности и реакции основных полевых культур степной зоны на изменение температурного режима [6].

Перед изложением экспериментального материала приведем статистические характеристики исходного вариационного ряда урожайных данных подсолнечника.

Средняя урожайность культуры за 1971–2019 гг. составляла 2,15 т/га. Максимальное ее значение достигало 3,52 т/га (1996 г.), минимальное – 1,2 т/га (1975 г.), а истинное среднее значение урожая подсолнечника колебалось в пределах $2,15 \pm 0,17$ т/га. Среднее варьирование урожайных данных за исследуемый период с коэффициентом вариации $Cv = 24$ % и стандартном отклонении $s = 0,516$ т/га свидетельствует о высоких адаптивных свойствах культуры к нестабильным погодным условиям.

Степень рассеяния временного ряда характеризуется такими параметрами, как информационная энтропия нормального распределения (H) и стандартного отклонения (s). При равных дисперсиях с другими видами распределений нормальное распределение обладает максимальной энтропией. Оценка по Хи-квадрат показала, что временной ряд урожайности не обладает нормальным распределением ($p = 0,017 < 0,05$).

Расчет энтропии нормального распределения вариационного ряда урожая подсолнечника, при стандартном отклонении $s = 0,52$ т/га, составляет $H = 1,10$ бит, но поскольку эти данные ниже максимального значения ($H = 3,59$ бит), можно говорить о значительных колебаниях частоты встречаемости различных уровней урожаев подсолнечника на протяжении почти 50-ти лет. Это подтверждается визуально на графике рассеяния (рис. 1).

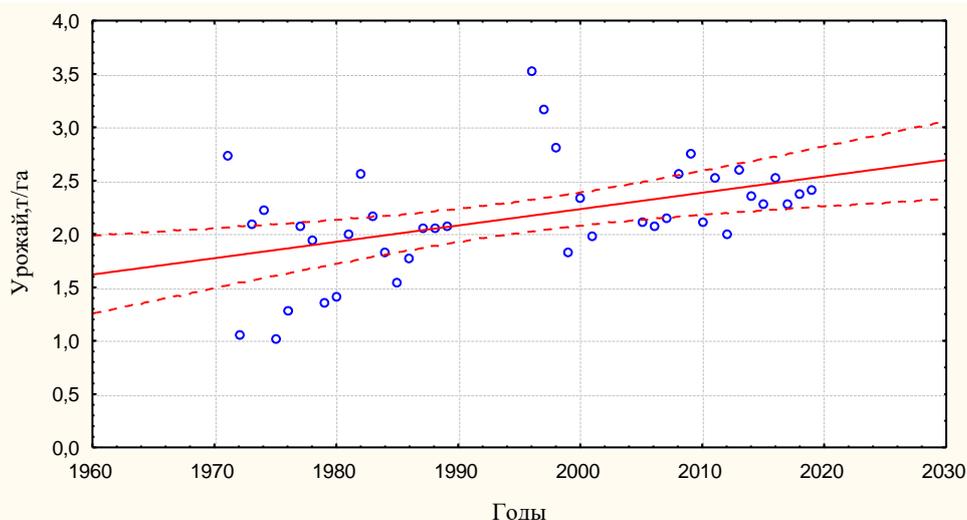


Рисунок 1. График рассеяния урожайных данных подсолнечника в варианте без удобрений (1971–2019 гг.).

При значительном разбросе данных на графике довольно четко просматривается возрастающий тренд увеличения урожайности подсолнечника во времени. Аналитическим выражением тренда зависимости урожая от времени являлось линейное уравнение регрессии:

$$Y = 1,77 + 0,020 t, \text{ где} \quad (1)$$

Y – урожай ($t/га$); t – время (год)

Получены следующие параметры уравнения: коэффициент корреляции $r = 0,44$; стандартное отклонение $s = 0,469$ т/га при вероятности ошибочного вывода $p < 0,0042$. Используя, для описания растущего тренда урожайных данных, линейное уравнение регрессии (1) видно, что за исследуемый период, около 20 % (R^2) вариации урожайных данных приходится на фактор времени. То есть урожайность культуры в большей мере определяется погодными условиями конкретно года.

Прогнозируемые значения урожайности подсолнечника в соответствии с этим уравнением следующие: в 2022 г. – 2,59 т/га; в 2025 г. – 2,67 т/га. Как видно из данных, тренд увеличения урожайности сохраняется,

однако максимальный ее уровень (1996 г.) возможен в ближайшей перспективе только при флуктуациях климатического фактора.

Проведенный статистический анализ временного ряда урожайных данных подсолнечника позволил установить закономерности, которые целесообразно использовать для построения адекватной модели прогноза ARIMA. Необходимым условием для моделирования является стационарность исходных рядов данных, наличие нормального распределения которых подтверждает их стационарность.

Для приведения вариационного ряда к стационарному виду необходимо исключить тренд. В нашем случае это достигается дифференцированием первого порядка $D(-1)$. Для проверки наличия стационарности необходимо построить график автокорреляционной функции. У стационарного ряда график автокорреляционной функции стремится к нулю с увеличением лага.

На рисунках 2 и 3 графически изображены автокорреляционная (ACF) и частная автокорреляционные функции (PACF) временных рядов урожайности подсолнечника.

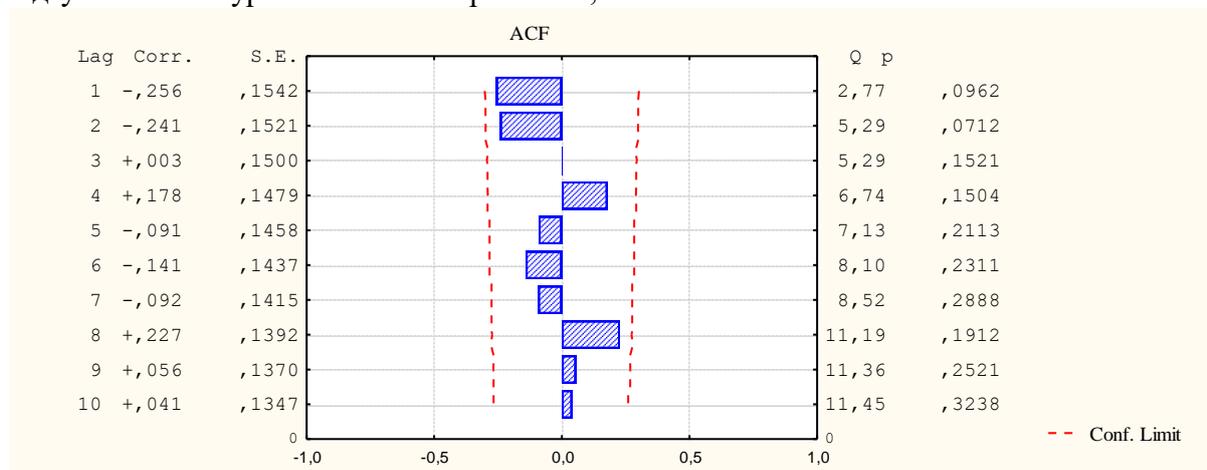


Рисунок 2. Автокорреляционная (ACF) функция временного ряда урожайности подсолнечника $D(-1)$.

Поскольку график автокорреляционной функции временного ряда после трансформации первого порядка $D(-1)$ по абсолютной величине стремятся к нулю ($r = -0,256-0,041$), можно утверждать, что полученный ряд урожайных данных стационарный и не требует дальнейших математических преобразований.

Для выявления наиболее подходящих для описания исходных временных рядов

моделей были проанализированы различные комбинации параметров p, d, q . Выбор значений порядков авторегрессии и скользящего среднего осуществляли на основе анализа автокорреляционной и частной автокорреляционной функций (рис. 2, 3).

Исходя из полученных коррелограмм, следует отдать предпочтение модели $D(-1)$ ARIMA: (2, 0, 0), на графике (ACF) которой отсутствуют выбивающиеся лаги, т. е. коэф-

коэффициенты скользящего среднего находятся в пределах доверительной трубки и незначимо отличаются от нуля. В то же время на коррелограмме (PACF) присутствует выбиваю-

щийся за границу лаг 2-го порядка. Сезонная составляющая в исходном временном ряду выражена слабо, поэтому испытание модели SARIMA не проводили.

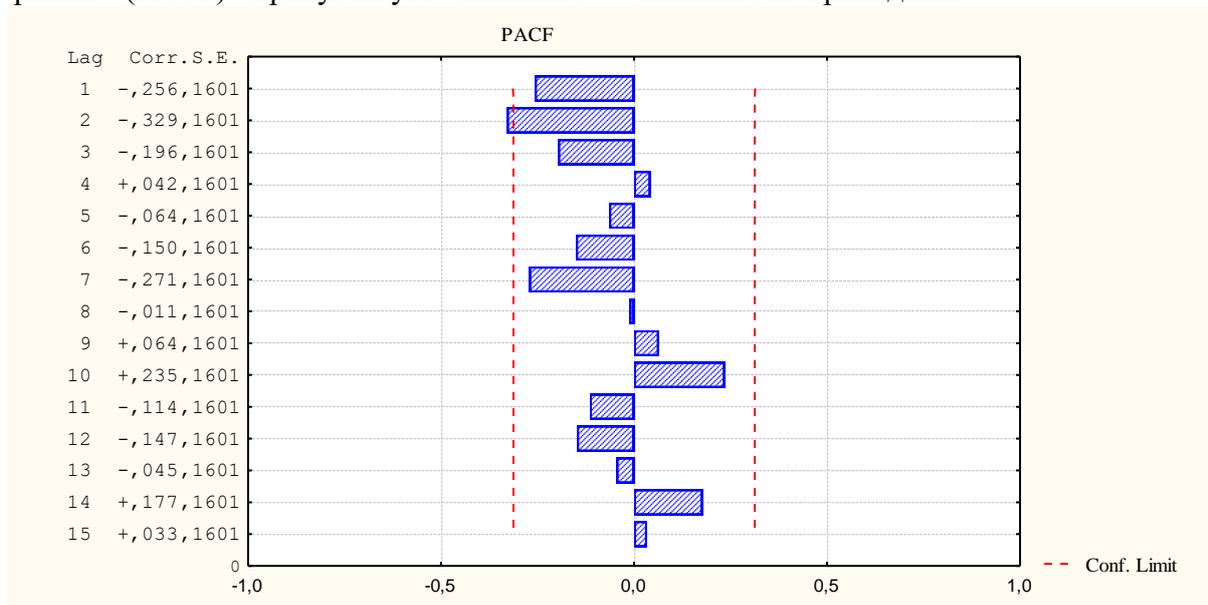


Рисунок 3. Частная автокорреляционная функция (PACF) временного ряда урожайности подсолнечника D (-1).

Разности между наблюдаемыми и предсказанными значениями называются остатками. Их анализ позволяет получить представление о том, насколько хорошо подобрана модель и насколько правильно выбран метод оценки коэффициентов. Предполагается, что модель адекватна, если выполняются два требования: 1. Остатки независимы. 2. Остатки распределены по нормаль-

ному закону.

Для проверки независимости остатков использовали автокорреляционную функцию остатков. Как видно на рисунке 4 коэффициенты автокорреляции незначимы (не выходят за пределы доверительного коридора) и расположены хаотично, что говорит о независимости остатков и адекватности модели.

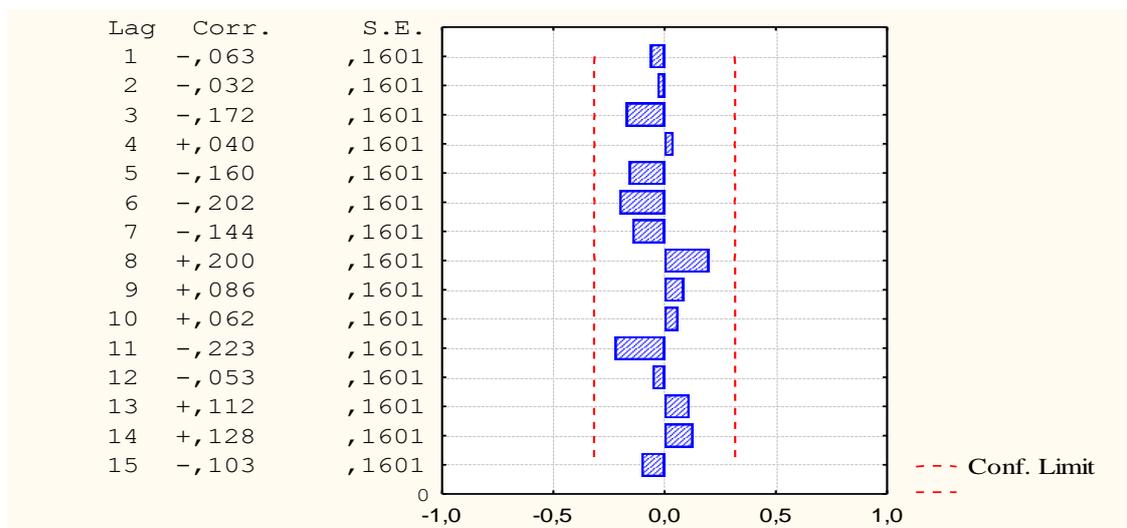


Рисунок 4. Автокорреляционная функция остатков модели D (-1) ARIMA (2, 0, 0).

Анализ распределения остатков, приведенных на графике (рис. 5) доказывает, что

мы не можем отклонить гипотезу о нормальности распределения остатков на 5 %-ном

уровне значимости (Критерий Хи-квадрат = 4,87; $p = 0,087$), а по тесту Колмогорова-Смирнова $d = 0,109$; $p > 0,20$. Это свидетельствует о том, что распределение остатков

предложенной модели является гауссовым (белым шумом) и может указывать на корректность идентифицированной модели $D(-1)$ ARIMA: (2, 0, 0).

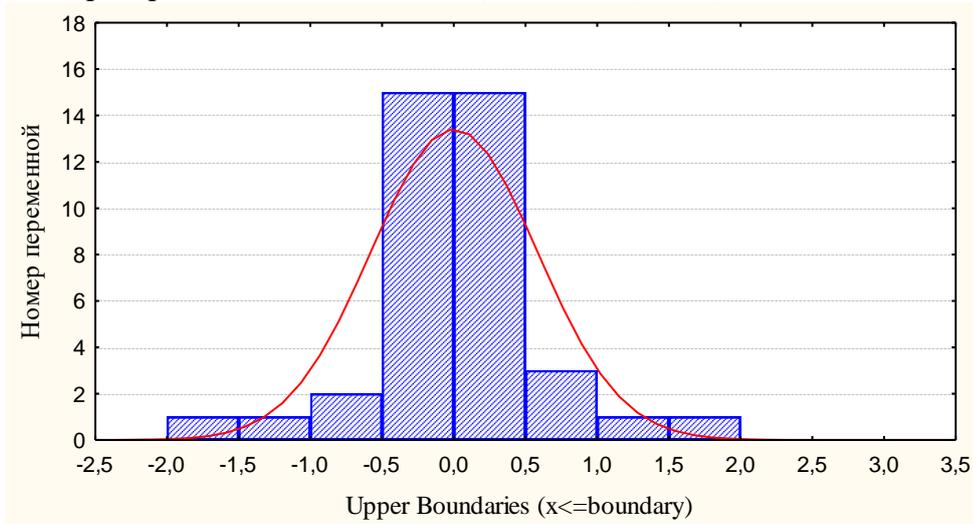


Рисунок 5. Гистограмма остатков модели $D(-1)$ ARIMA (2, 0, 0).

Теперь перейдем непосредственно к прогнозированию. Построение ретро-прогноза необходимо для того, чтобы с большей вероятностью определить точность расчетов и верность выбранной модели. Для этого мы сократили число наблюдений на 8. Расчеты показали, что средний урожай подсолнечника при ретро-прогнозе за восемь лет (2012–2019 гг.) был практически на одном уровне с исходными данными (2,37 и 2,36 т/га). При этом урожайные данные подсолнечника в экстремально засушливые годы не вписывались в общую картину.

О точности аппроксимации свидетельствует показатель дисперсии ошибки MSE, значение которого для модели равно $MS = 0,289$, что для вариационного ряда

урожайных данных подсолнечника выращенного без внесения удобрений свидетельствует о неплохой объясняющей способности модели. Таким образом, мы можем записать итоговую модель в следующем виде:

$$Y_t = -0,34 \times Y_{t-1} - 0,33 \times Y_{t-2}, \text{ где } (2)$$

Y_t – трансформированное $D(-1)$ значение урожайности в момент времени t , т/га;

Y_{t-1}, Y_{t-2} – трансформированные $D(-1)$ значения урожайности в предыдущие моменты времени, т/га.

Как видно из таблицы 2, строка со значениями остаточных вероятностей меньше ($p < 0,05$), что свидетельствует о значимости коэффициентов регрессии полученной модели.

Таблица 2. Параметры модели $D(-1)$ ARIMA (2, 0, 0), MS остатка 0,289

Параметр	Коэффициент регрессии	Стандартная ошибка	t-статистика	p значимость t-статистики	Нижний предел 95 %	Верхний предел 95 %
p(1)	-0,34	0,157	-2,17	0,036	-0,66	-0,023
p(2)	-0,33	0,157	-2,09	0,043	-0,64	-0,011

Поскольку для приведения ряда к стационарному виду использовалось преобразование (дифференцирование первого порядка), то и прогноз строился для этого трансформированного ряда. Так как результаты промежуточных преобразований хранятся в модуле, то пересчет спрогнозирован-

ных величин на исходные не представляет трудностей.

Дальнейший анализ уравнения (2) показывает, что его можно представить следующим образом:

$$\Delta Y_t / \Delta t = -r (\Delta Y_{t-1} / \Delta t + \Delta Y_{t-2} / \Delta t), \text{ где } (3)$$

r – коэффициент пропорциональности (корреляции);

Δt – промежуток времени, 1 год.

Из уравнения видно, что изменения урожая подсолнечника во времени в момент времени t обратно пропорционально его изменениям за два предыдущих года. Поэтому долгосрочный прогноз при линейной регрессии заменяется краткосрочным прогнозом модели D(-1) ARIMA:(2, 0, 0). Согласно краткосрочному прогнозу урожай подсолнечника в 2023 г. ожидается на уровне 2,74–3,13–3,56 т/га (при 90 % доверительном интервале). Однако, исходя из общего тренда увеличения урожайности во времени, при благоприятных погодных условиях, следует отдать предпочтение оптимистическому прогнозу – 3,56 т/га. Кроме того, возможны проявления непредсказуемых экстремальных внешних факторов.

Выводы

1. Анализ временного ряда показал возрастающий тренд урожайности подсолнечника во времени в условиях глобального потепления климата. Количественная оценка изменчивости многолетних данных урожай-

ности подсолнечника за исследуемый период времени свидетельствует об адаптивных свойствах культуры к нестабильным погодным условиям: коэффициент вариации – $C_v = 24\%$, стандартное отклонение $s = 0,516$ т/га.

2. Применение вероятностных моделей ARIMA в этих условиях позволяет достаточно эффективно прогнозировать годовые временные ряды урожайных данных, не стационарность которых обусловлена линейной трендовой составляющей.

3. Предложенная модель D(-1) ARIMA:(2,0,0) оправдана, так как хорошо вписывается в тестовые данные: стационарность достигается дифференцированием 1-го порядка, остатки модели не автокоррелированы и нормально распределены, а ее коэффициенты регрессии значимы на 5 %-ном уровне значимости.

4. Для трансформированного временного ряда урожайных данных подсолнечника получено уравнение регрессии, согласно которому краткосрочный оптимистический прогноз ожидаемой урожайности подсолнечника в 2023 г. будет составлять 3,56 т/га.

Використана література:

1. <http://www.ukrstat.gov.ua>
2. Грицюк П. М. Прогнозування врожайності зернових культур. Особливості і методика. *Вчені записки. Економіко-математичні методи*. Institutional Repository of Vadym Ytmsn Kyiv National Economic University. 2009. Вип. 11. С. 294–300. URL: <https://core.ac.uk/reader/32609723>.
3. Дубровская Л. И. Прогнозирование временных рядов в пакете Statistica: методические указания. Томск: Томский гос. ун-т, 2012. 36 с. URL: <http://vital.lib.tsu.ru/vital/access/services/Download/vtls:000439644/SOURCE1>
4. Рогачев А. Ф. Системный анализ и прогнозирование временных рядов урожайности на основе автокорреляционных функций и нейросетевых технологий. *Известия Нижневолжского агроуниверситетского комплекса: Наука и высшее профес-*

References:

1. <http://www.ukrstat.gov.ua>
2. Hrytsiuk, P. M. (2009). Prohnozuvannia vrozhaivosti zernovykh kultur. Osoblyvosti i metodyka. *Scientific notes. Economic and mathematical methods. Institutional Repository of Vadym Hetman Kyiv National Economic University*, 11, 294–300. URL: <https://core.ac.uk/reader/32609723> [in Ukrainian]
3. Dubrovskaya, L. I. (2012) *Prohnozuvannia vremen-nykh ryadov v pakete Statistica* [Time series forecasting in the program Statistica]. Tomsk: Tomskij gosu-

siionalnoe obrazovanie. 2018. № 3 (51). 277–285. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/sistemnyy-ana-liz-i-prohnozuvannia-vremennykh-ryadov-urozhaynos-ti-na-osnove-avtokorrelyatsionnykh-funktsiy-i-neyrose-tevyh-tehnologiy>

5. Заяц О. А. Прогнозирование объемов производства молока на основе сезонной ARIMA-модели. *Фундаментальные исследования*. 2019. № 6. С. 61–66. URL: <http://www.fundamental-research.ru/ru/artic le/view?id=42487> (дата обращения: 29.04.2021).
6. Чабан В. І. Клявзо С. П. Подобед О. Ю. Горбатенко А. І. Стан теплових ресурсів та динаміка урожайності польових культур в умовах північного Степу України. *Зернові культури*. Т. 4. № 2. 2020. С. 330–338.

darstvennyj universitet – Tomsk State University. URL: <http://vital.lib.tsu.ru/vital/access/services/Downl oad/vtls:000439644/SOURCE1>. 36 p. [in Russian]

4. Rogachev, A. F. (2018). Sistemnyj analiz i prognozirovanie vremennykh ryadov urozhajnosti na osnove avtokorrelyatsionnykh funktsij i nejrossetevykh tehnologi. *Izvestiya Nizhnevolzhskogo agrouniversitetskogo kompleksa: Nauka i vysshee professional'noe obrazovanie. Bulletin of the Nizhnevolzhsky agrouniversity complex: Science and higher profes-*

sional education, 3 (51). 277–285. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/sistemnyy-analiz-i-prognozirovaniye-vremennyyh-ryadov-urozhaynosti-na-osnove-avtokorrelyatsii-onnykh-funktsiy-i-neyrosetevykh-tehnologiy> [in Russian]

5. Zayac, O. A. (2019) Prognozirovanie ob'emov proizvodstva moloka na osnove sezonnoj ARIMA-modeli. *Fundamental'nye issledovaniya. Basic re-*

search, 6. 61–66. URL: <http://www.fundamental-research.ru/ru/article/view?id=42487> (дата обращения: 29.04.2021). [in Russian]

6. Chaban, V. I., Kliavzo, S. P., Podobed, O. Y., Horbatenko, A. I. (2020). The state of thermal resources and the dynamics of crop yields in the northern steppe of Ukraine. *Zernovi kultury* [Grain crops], 4 (2), 330–338. [in Ukrainian]

УДК 633.854.78:631.559:51/7

Клявзо С. П.¹, Чабан В. І.¹, Подобед О. Ю.¹, Черних С. А.² Прогноз урожайності соняшника з використанням моделей тимчасових рядів ARIMA.

Зернові культури. 2021. Т. 5. № 2. С. 267–274

¹ Державна установа Інститут зернових культур НААН, вул. Вернадського Володимира 14, м. Дніпро, 49009, Україна

² Дніпровський державний аграрно-економічний університет, вул. Єфремова Сергія 25, м. Дніпро, 49009, Україна

Прогноз урожайності соняшника базувався на аналізі тимчасових рядів урожайних даних культури за період 1971–2019 рр. при вирощуванні її в умовах північного Степу України в стаціонарному досліді на фоні природної родючості ґрунту. Достовірне середнє значення урожайності соняшника за досліджуваній період коливалось в межах $2,15 \pm 0,17$ т/га з наступними статистичними характеристиками: коефіцієнт варіації – $C_v = 24$ %, стандартне відхилення – $s = 0,516$ т/га. Аналіз графіка розсіювання в межах варіаційного ряду свідчить про наявність стійкої тенденції до підвищення урожаю соняшника за досліджуваній термін часу. Одержана адекватна лінійна модель зі зростаючим трендом урожайних даних. За результатами прогнозу, з використанням цього методу, урожай соняшника до 2025 р. очікується на рівні 2,59–2,67 т/га. Прогнозування з використанням ARIMA (об'єднана модель авторегресії та інтегрованого ковзного середнього) здійснювалось приведенням варіаційного ряду до стаціонарного виду, що досягалось диференціюванням першого порядку $D(-1)$. Підбір найбільш адаптивної моделі здійснювали за допомогою варіювання значень p і q , по виду автокореляційної (ACF) і частної автокореляційної функцій (PACF). Встановлено, що кращою є модель $D(-1)$ ARIMA: (2,0,0), регресійним коефіцієнтам якої відповідали значення залишкових вірогідностей менше ($p < 0,05$). На основі обраної моделі встановлено, що згідно з короткотерміновим прогнозом очікувана урожайність соняшника в 2023 р. може досягти рівня 3,56 т/га.

Ключові слова: прогноз, урожайність, соняшник, модель, тимчасовий ряд, ARIMA-модель.

UDC 633.854.78:631.559:51/7

Chaban V. I.¹, Kliavzo, S. P.¹, Podobed O. U.¹, Chernyh S. A.² Sunflower yield forecast using ARIMA time series models. *Grain Crops*. 2021. 5 (2). 267–274

SE Institute of Grain Crops of NAAS, 14, Volodymyr Vernadskyi St., Dnipro, , 49009, Ukrainy

The forecast of sunflower yield was based on the analysis of the time series of yield data of this crop at its cultivation in the Northern Steppes of Ukraine against the background of natural fertility for 1971–2019. The true average yield value of sunflower ranged from 2.15 ± 0.17 t/ha, the average variation of yield data for the study period was: coefficient of variation – $C_v = 24$ %, standard deviation – $s = 0.516$ t/ha. Analysis of the scattering graph of the series showed a tendency to increase the sunflower yield over a given period of time. An adequate linear model with an increasing trend of yield data is obtained. According to the forecast results by this method for the period up to 2025, the sunflower yield is expected at the level of 2.59–2.67 t/ha. Forecasting with ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) was carried out by reduction of the yield data series to a stationary form, which was achieved by first order differentiation $D(-1)$. The selection of the most adaptive model was carried out by varying the values of p and q , according to the type of autocorrelation (ACF) and partial autocorrelation functions (PACF). It was found that the best model is $D(-1)$ ARIMA model: (2,0,0), the stationarity of which was achieved by first order differentiation, the residuals are not autocorrelated and normally distributed, and the regression coefficients corresponded to the values of residual probabilities less ($p < 0, 05$). According to the short-term forecast based on the chosen model, it was found that the maximum of sunflower yield against the background of natural fertility in 2023 should be expected up to 3.56 t/ha.

Keywords: forecast, yield, sunflower, model, time series, ARIMA model