

4. Кузьмич, Н.П. Экологически ориентированный подход в природопользовании как фактор устойчивого развития экономики/ Н.П.Кузьмич// Транспортное дело России. – 2020. – № 3. – С.24-25.

5. Лаврентьева, Е.А. Экономико-правовые аспекты использования водных ресурсов: организация, налогообложение, обязательные платежи/ Е.А. Лаврентьева, Г.А. Плавинская // Транспортное дело России. – 2018. – № 6. – С. 121-124.

6. Пикушина, М.Ю. Практические аспекты реализации принципов стратегического планирования на региональном уровне/ М.Ю. Пикушина, В.С. Отто, Т.Ю. Сомова // Школа будущего. – 2015. – №1. – С. 155-165.

7. Пыжов, В.С. Мировой и отечественный опыт мелиоративных мероприятий/ В.С. Пыжов, С.Н. Борычев, Д.В. Колошеин // Сб.: Научно-практические аспекты инновационного развития транспортных систем и инженерных сооружений : Материалы Международной студенческой научно-практической конференции, 2020. – С. 395-401.

8. Мелиорация сельскохозяйственных земель в РФ/ С.Н. Борычев, О.П. Гаврилина, Д.В. Колошеин и др. // Сб. Тенденции инженерно- технологического развития агропромышленного комплекса : Материалы Национальной научно-практической конференции. – 2018. – С.323-326.

УДК 551.524

## МОДЕЛЬ ПРОГНОЗА СРЕДНЕМЕСЯЧНОЙ ТЕМПЕРАТУРЫ АТМОСФЕРНОГО ВОЗДУХА БЕЛАРУСИ

А.А. Волчек<sup>1</sup>, С.В. Сидак<sup>1</sup>

<sup>1</sup>УО БГТУ, г. Брест

**Аннотация:** в данной статье представлены результаты использования при прогнозе температуры атмосферного воздуха ARIMA-методологии. С использованием множества критериев выбрана модель, которую можно адаптировать для прогнозирования среднемесячной температуры воздуха Беларуси.

**Ключевые слова:** температура воздуха, глобальное потепление, ARIMA-модель, прогноз, моделирование.

**Summary:** this article presents the results of using the ARIMA methodology for forecasting the temperature of atmospheric air. Using a variety of criteria, a model was selected that can be adapted to predict the average monthly air temperature in Belarus.

**Key words:** air temperature, global warming, ARIMA model, forecast, modeling.

**Введение.** Устойчивое развитие того или иного региона в значительной мере зависит от его климатических особенностей. Одним из условий такого развития является получение максимальной прибыли вследствие сокращения пагубного влияния экстремальных погодных явлений. В целях адаптации к изменениям климата необходимо комплексное исследование характера изменения среднемесячной температуры воздуха, являющейся основным компонентом климатической системы. Проблема прогнозирования среднемесячных температур является актуальной для многих отраслей, работа которых определяется состоянием погодных условий. Задача прогнозирования температуры воздуха носит глобальный характер, так как возможность своевременной оценки изменений температуры воздуха и разработка мер по смягчению негативных последствий и использованию благоприятных возможностей является важным аспектом выработки и принятия эффективных управленческих решений, обеспечения устойчивого развития государства.

Цель исследования – разработка методики прогноза среднемесячной температуры атмосферного воздуха на основе анализа временных рядов.

**Исходные данные.** В данном исследовании использованы данные о среднемесячной температуре воздуха Беларуси с января 1945 по декабрь 2019 гг.

Среднемесячные температуры за 1945–2009 гг. используются в качестве обучающей выборки, а температуры за период 2010–2019 годов – в качестве тестовой.

#### **Методы исследования.**

В последнее время одним из самых популярных способов моделирования временных рядов является построение модели авторегрессии и проинтегрированного скользящего среднего (ARIMA-модели) [1]. На сегодняшний день модели ARIMA широко используются в таких областях, как медицина, бизнес, экономика, финансы и др. Более того, модели ARIMA в последние десятилетия имеют широкое применение во многих метеорологических приложениях для исследования изменения режима температуры воздуха и осадков [2–7].

Главная задача такого моделирования – внимательно изучить прошлые наблюдения временного ряда для разработки соответствующей модели, которая может предсказывать будущие значения для ряда.

Предложенная Дж. Боксом и Г. Дженкинсом модель  $ARIMA(p,d,q)$  содержит три параметра:  $p$  – параметр авторегрессии,  $d$  – порядок операции взятия разностей,  $q$  – параметр скользящего среднего [8]. Класс ARIMA является надстройкой над классом моделей ARMA( $p,q$ ), применяемых для описания стационарных временных рядов.

Процесс построения модели  $ARIMA(p,d,q)$  включает три этапа:

- 1) идентификация модели;
- 2) оценивание и проверка адекватности модели;
- 3) использование модели для прогнозирования.

Идентификация модели означает определение параметров  $p$ ,  $d$ ,  $q$ . Реализация первого этапа осуществляется путем определения и анализа автокорреляционной (АКФ) и частной автокорреляционной функций (ЧАКФ) временного ряда. Такой анализ возможен только для стационарных временных рядов, поэтому исходный временной ряд приводим к стационарному одним из следующих способов:

- нахождением простых и/или сезонных разностей (тем самым определяем значение параметра  $d$ );

- путем выделения тренда и/или фильтрации сезонных (периодических) колебаний.

Свидетельством стационарности преобразованного ряда является снижение значений АКФ и ЧАКФ при возрастании длины лага.

В практике исследования гидрометеорологических рядов большинство из них можно с удовлетворительной степенью точности аппроксимировать одной из пяти моделей, представленных в таблице 1.

Однако, в некоторых случаях параметры  $p$  и  $q$  могут быть и больше 2 (выбор параметров требует большого опыта прогнозиста). На этой стадии возможно формирование базового набора, включающего одну, две или даже большее число моделей, другими словами, портфеля моделей.

На втором этапе построения модели проводится оценка параметров ARIMA-моделей методом максимального правдоподобия и проверка адекватности полученных ARIMA-моделей. Для их сравнения используют несколько критериев: оценки коэффициентов модели должны быть статистически значимыми, остатки модели должны обладать свойствами белого шума. Если несколько ARIMA моделей оказываются адекватными, необходимо выбрать модель с наименьшим количеством параметров и наилучшими статистическими характеристиками качества подгонки модели, для чего используют информационные критерии Акаике (AIC) и Шварца (BIC) [9].

Таблица 1 – Определение параметров модели по графикам АКФ и ЧАКФ

Значения параметров модели	АКФ	ЧАКФ
$p = 1$	экспоненциально убывает	имеет резко выделяющееся значение для лага 1, на других лагах корреляций нет
$p = 2$	имеет форму синусоиды или экспоненциально убывает	имеет резко выделяющиеся значения на лагах 1 и 2, на других лагах корреляций нет
$q = 1$	имеет резко выделяющееся значение для лага 1, на других лагах корреляций нет	экспоненциально убывает
$q = 2$	имеет резко выделяющиеся значения на лагах 1 и 2, на других лагах корреляций нет	имеет форму синусоиды или экспоненциально убывает
$p = 1, q = 1$	экспоненциально убывает с лага 1	экспоненциально убывает с лага 1

Использование методологии Бокса-Дженкинса возможно также для моделирования поведения временных рядов с ярко выраженной периодической сезонной компонентой. Сезонная периодическая модель обозначается  $ARIMA(p,d,q)(Ps,Ds,Qs)$ . Аналогично параметрам простой модели ARIMA, эти параметры называются: сезонная авторегрессия ( $Ps$ ), сезонная разность ( $Ds$ ), сезонное скользящее среднее ( $Qs$ ). Эти параметры вычисляются для рядов, получаемых после взятия одной разности с лагом 1 и далее сезонной разности. Сезонный лаг, используемый для сезонных параметров, определяется на этапе идентификации порядка модели с использованием периодограмм и спектрограмм.

Сезонная ARIMA-модель Бокса-Дженкинса имеет ряд преимуществ перед другими моделями, такими как экспоненциальное сглаживание и нейронные сети, благодаря возможности прогнозирования и более обширной информации об изменениях, связанных с изменчивостью рассматриваемой характеристики во времени.

Расчет прогнозных значений среднемесячной температуры воздуха Беларуси выполнен средствами MSExcel и Statistica.

**Обсуждение результатов.** Рассмотрим пример построения модели ARIMA для ряда среднегодовых температур воздуха Беларуси.

Визуальный анализ графика среднегодовых температур воздуха (рисунок 1) показывает, что ряд имеет выраженные колебания уровней ряда и линейный тренд, поэтому ряд предположительно является нестационарным.

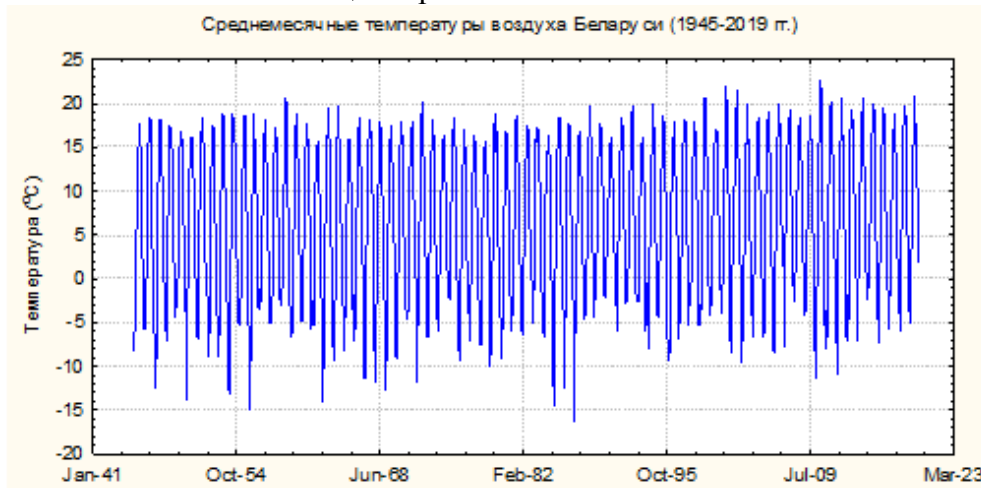


Рисунок 1 – Хронологический ряд температур атмосферного воздуха за 1945–2019 гг.

Для стабилизации дисперсии масштабируем данные по формуле:

$$V_i = \frac{T_i - \min_{1 \leq j \leq 780} (T_j)}{\max_{1 \leq j \leq 780} (T_j) - \min_{1 \leq j \leq 780} (T_j)} \quad (1)$$

где  $V_i$  – измененные в результате стабилизации данные,  $T_i$  – исходные данные температур воздуха,  $\max(T_j)$ ,  $\min(T_j)$  – максимальное и минимальное значения ряда температур за весь период, выбранный в качестве обучающей выборки.

Для более обоснованного вывода о нестационарности ряда построим АКФ и ЧАКФ преобразованного по формуле (1) ряда температур. Для этого определим первые 25 значений коэффициентов автокорреляции. На рисунке 2 и рисунке 3 показаны коррелограммы АКФ и ЧАКФ.

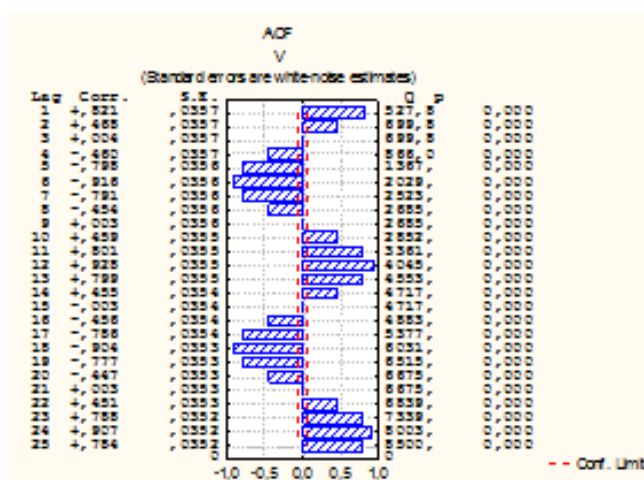


Рисунок 2 – Автокорреляционная функция преобразованного ряда за 1945–2009 гг.

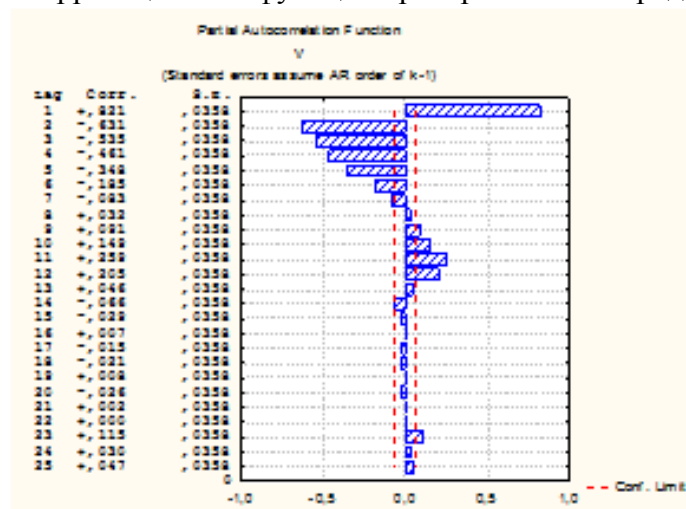


Рисунок 3 – Частная автокорреляционная функции преобразованного ряда за 1945–2009 гг.

Анализируя графики временных рядов, ACF и PACF, была обнаружена четкая сезонность двенадцатимесячного цикла. Следовательно, необходимо выполнить дифференцирование ряда с лагом 12 для устранения сезонности и достижения стационарности данных. Сезонная разность первого порядка была достаточной для достижения стационарности.

Порядки авторегрессии и скользящего среднего определим согласно рекомендациям, изложенным в таблице 1, а также согласно ACF и PACF преобразованного сезонного ряда. Параметры DS и Qs вычислены для рядов, получаемых после взятия сезонной разности.

Исходной информацией для диагностики модели ARIMA служат остатки модели [10]. Во-первых, проверке подлежит качество модели (для этого можно использовать индикатор типа критерия множественной детерминации), во-вторых – некоррелированность остатков.

При построении моделей временных рядов, как правило, критерии качества подгонки моделей используют для сравнения моделей между собой. Наиболее распространенными на сегодняшний день являются критерии Акаике (AIC, Akaike information criterion) и Шварца (BIC, Bayesian information criterion). Информационные критерии AIC и BIC вычисляются по формулам:

$$AIC(p, q) = \ln \sigma^2 + 2 \frac{p+q}{N}, \quad (1)$$

$$BIC(p, q) = \ln \sigma^2 + \ln T \cdot \frac{p+q}{N}, \quad (2)$$

где  $p, q$  – параметры модели,  $N$  – число наблюдений,  $\sigma^2 = \frac{\sum_{t=1}^N (Y_t - \hat{Y}_t)^2}{N-p-q}$ ,  $Y_t$  – измеренные значения температуры,  $\hat{Y}_t$  – смоделированные значения температуры.

Существует много работ, в которых сравнивается применение критериев AIC и BIC по отношению к разным моделям, однако окончательного вывода о том, в каком случае какой из критериев применять, пока не сделано. Тем не менее, в практике метеорологических прогнозов чаще используют критерий Акаике.

Выбранный портфель моделей и значение критерия AIC для каждой из них представлен в таблице 2.

Таблица 2 – Значения информационного критерия Акаике для выбранного портфеля моделей

Параметры							Значение AIC
$p$	$d$	$q$	$P$	$D$	$Q$	$m$	
0	0	1	0	1	1	12	1,76
1	0	0	2	1	0	12	1,74
2	0	3	4	1	3	12	<b>1,72</b>
4	1	6	1	1	6	12	1,75
3	1	1	5	1	6	12	1,93
1	1	6	4	0	4	12	1,90
3	1	6	3	0	4	12	1,98

Модель с минимальным значением AIC будет выбрана в качестве лучшей модели прогнозирования. Согласно результатам, представленным в таблице 3, такой моделью является модель ARIMA(2,0,3)(4,1,3)<sub>12</sub>. Однако значения критерия AIC, полученные по другим моделям, очень близки к значению критерия по модели ARIMA(2,0,3)(4,1,3)<sub>12</sub>. Поэтому получим прогнозные оценки по всем выбранным моделям и проведем оценку точности прогнозов.

Чтобы проверить способность всех моделей прогнозировать, они были применены для прогнозирования среднемесячной температуры на период с января 2010 по декабрь 2019 г. Наиболее важным критерием выбора модели прогноза является ее точность, т.е. насколько она близка к прогнозированию фактических данных. В этом исследовании для оценки точности прогноза использован ряд стандартных показателей: среднеквадратичная ошибка (RMSE), средняя абсолютная ошибка (MAE), коэффициента детерминации ( $R^2$ ). Формулы, по которым вычислены ошибки, представлены в таблице 3.

Результаты вычисленных показателей точности прогноза представлены в таблице 4. О точности аппроксимации говорит показатель  $R^2$ , который рассчитан для каждой из предложенных моделей и значение которого для всех моделей больше 0,92, что говорит о неплохой объясняющей способности моделей. Можно сделать вывод, что все модели дали хорошие результаты, но прогнозирующая способность модели ARIMA (2,0,3)(4,1,3)<sub>12</sub> была сильнее, поскольку она имела минимальные ошибки и наибольший  $R^2$ .

Таблица 3 – Показатели точности прогноза ( $\bar{Y}$  – среднее значение измеренной температуры воздуха)

Показатель	Формула
MSE	$MSE = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (Y_t - \hat{Y}_t)^2$
RMSE	$RMSE = \sqrt{MSE}$
MAE	$MAE = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N  Y_t - \hat{Y}_t $
$R^2$	$R^2 = 1 - \frac{\sum_{t=1}^N (Y_t - \hat{Y}_t)^2}{\sum_{t=1}^N (Y_t - \bar{Y})^2}$

Таблица 4 – Критерии точности прогноза

Модель	RMSE	MAE	$R^2$
(0,0,1)(0,1,1) <sub>12</sub>	2,260	1,756	0,935
(1,0,0)(2,1,0) <sub>12</sub>	2,360	1,751	0,929
(2,0,3)(4,1,3) <sub>12</sub>	2,225	1,7131	0,937
(4,1,1)(1,1,6) <sub>12</sub>	2,248	1,737	0,936
(3,1,1)(5,1,6) <sub>12</sub>	2,494	1,927	0,921
(1,1,6)(4,0,4) <sub>12</sub>	2,369	1,868	0,929
(3,1,6)(3,0,4) <sub>12</sub>	2,398	1,91	0,926

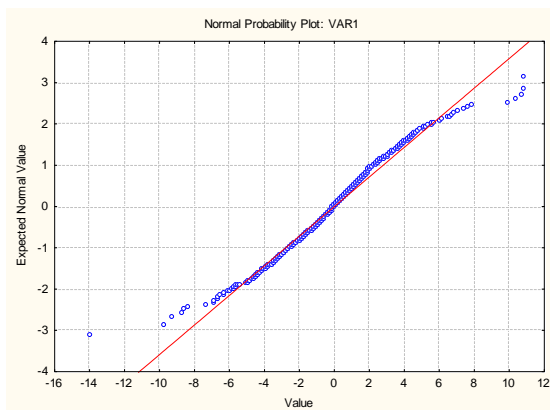
Теперь перейдем непосредственно к построению прогноза температуры по наилучшей модели. Построим прогноз по модели ARIMA (2,0,3)(4,1,3)<sub>12</sub> на период с января 2010 по декабрь 2019 года (рисунок 5).



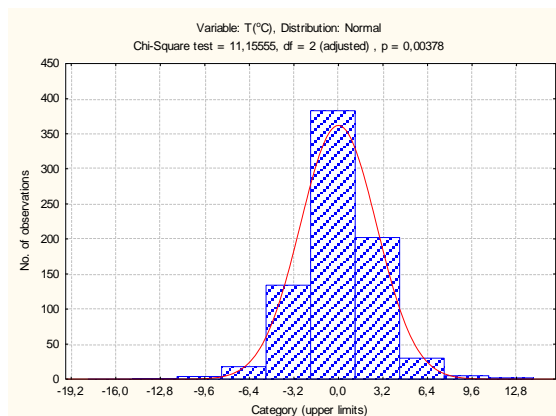
Рисунок 5 – График прогноза с использованием модели ARIMA (2,0,3)(4,1,3)<sub>12</sub>

Согласно рисунку 5 прогнозные значения (сплошная линия) близки к реальным значениям (пунктирная линия).

Важным моментом определения адекватности модели является анализ остатков. Для этого построим графики остатков для обучающей и тестовой выборок (рисунок 6 и рисунок 7). Из рисунках видно, что остатки распределены нормально.

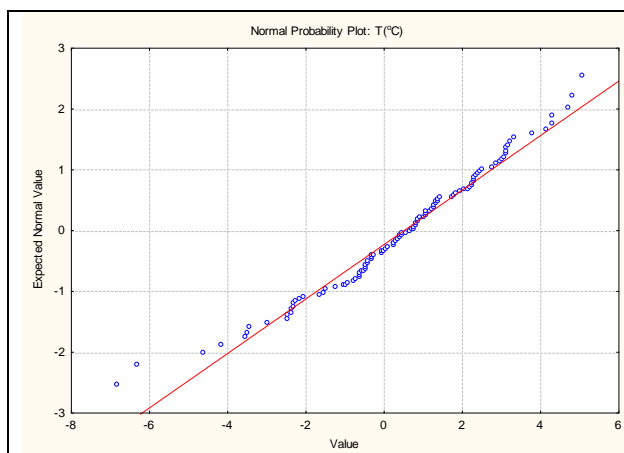


(a)

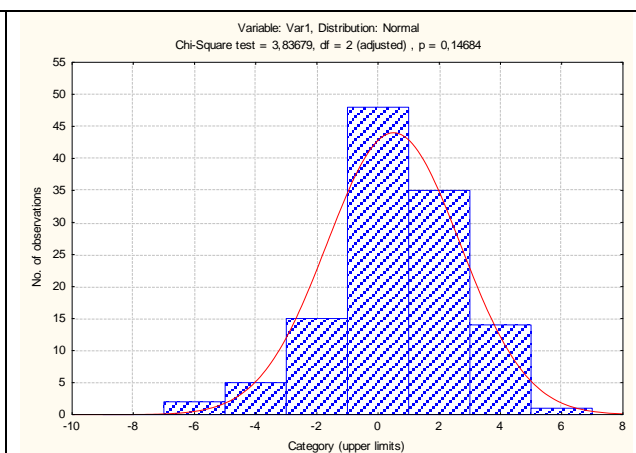


(б)

Рисунок 6 – Графики распределения остатков для обучающей выборки (1945–2009 гг.) :  
 (a) график нормального распределения остатков; (б) гистограмма остатков



(a)



(б)

Рисунок 7 – Графики остатков для тестовой выборки (2010–2019 гг.) :  
 (a) график нормального распределения остатков; (б) гистограмма остатков

**Заключение.** В данной работе для прогнозирования температуры атмосферного воздуха использован метод Бокса-Дженкинса. Предложен ряд моделей ARIMA, основанных на анализе функций автокорреляции и частной автокорреляции временных рядов. Среди этих моделей сезонная модель  $ARIMA(2, 0, 3) \times (4, 1, 3)_{12}$  дала наилучшие результаты, поэтому ее можно адаптировать для прогнозирования среднемесячной температуры воздуха Беларуси.

*Работа выполнена при поддержке гранта БРФФИ (договор № X20M064 от 04.05.2020)*

### Литература

1. Raicharoen, T. Application of critical support vector machine to time series prediction/ T. Raicharoen, C. Lursinsap, P. Sanguanbhokai // International Symposium on Circuits and Systems. – 2003. – Vol. 5. – Pp.V-741-V-744.
2. Balyani Y. A study and prediction of annual temperature in Shiraz using ARIMA model/ Y. Balyani, G.F. Niya, A. Bayaat // J. Geographic Space. – 2014. – № 12 (38). – Pp. 127-144.
3. El-Mallah E.S. Time-series modeling and short term prediction of annual temperature trend on Coast Libya using the box-Jenkins ARIMA Model/ E.S. El-Mallah S.G. Elsharkawy // Advances Res. – 2016. – № 6 (5). – Pp. 1-11.

4. Etuk H.E. Modelling monthly rainfall data of portharcourt, Nigeria by seasonal box-Jenkins method/ H.E. Etuk, U.I. Moffat, E.B. Chims // Int. J. Sci.– 2013. – № 2. – Pp. 60-67.
5. Nury, A.H. Time Series Analysis and Forecasting of Temperatures in the Sylhet Division of Bangladesh/ A.H. Nury, M. Koch, M.J. B. Alam // 4 th Int. Conf. Environ. Asp. Bangladesh. – 2013. – Pp. 24-26.
6. Sarraf, A. Relative Humidity and Mean Monthly Temperature Forecasts in Ahwaz Station with ARIMA Model in time Series Analysis/ A. Sarraf, S.F. Vahdat, A. Behbahaninia // Int. Conf. Environ. Ind. Innov. IPCBEE. – 2011. – Vol. 12. – Pp. 149-153.
7. Chen P. Time Series Forecasting of Temperatures using SARIMA: An Example from Nanjing/ P. Chen, A. Niu, D. Liu, W. Jiang, and B. Ma // IOP Conf. Ser. Mater. Sci. Eng. – 2018. – Vol. 394. – № 5. – Pp. 1-7
8. Бокс, Дж. Дженкинс Г. Анализ временных рядов. Прогноз и управление/ Бокс Дж. Дженкинс Г. – М., 1974. – Вып. 2.
9. Айвазян, С.А. Методы эконометрики/ С.А. Айвазян. – М. : Инфра-М, 2014. – 512 с.
10. Кантарович, Г.Г. Лекции по курсу «Анализ временных рядов»/ Г.Г. Кантарович // Экономический журнал ВШЭ. – 2002. – №№1–4; 2003. – № 1.
11. Информационные технологии в науке и производстве/ И.Г. Шашкова, Ф.А. Мусаев, В.С. Конкина, Е.И. Ягодкина // Международный журнал экспериментального образования. – 2015. – № 1-1. – С. 68-69.
12. Использование информационных технологий экспертных систем в АПК/ И.Г. Шашкова, В.В. Текучев, Л.В. Черкашина и др. // Сб.: Приоритетные направления научно-технологического развития агропромышленного комплекса России : Материалы национальной научно-практической конференции. – Рязань, 2019. – С. 421-426.

УДК 556.53:504.064.36

## ОЦЕНКА ИЗМЕНЕНИЯ СТОКА ВОДЫ РЕК БАСЕЙНА ПРИПЯТИ

*А.А. Волчек<sup>1</sup>*

<sup>1</sup>*УО БГТУ, г. Брест*

**Аннотация.** Дана оценка современных изменений климатических и гидрологических характеристик различных видов стока воды рек бассейна Припяти. Представлены прогнозные оценки стока для различных сценариев изменения климата на период до 2035 года.

**Ключевые слова:** *сток, изменение, оценка, прогноз, водные ресурсы*

**Summary.** The assessment of modern changes in climatic and hydrological characteristics of various types of water flow in the Pripyatbasin rivers is given. Forecast runoff estimates for various climate change scenarios for the period up to 2035 are presented.

**Keywords:** *runoff, change, estimation, forecast, water resources*

Припять, главная река Полесья, является средней по Европейским масштабам рекой черноморского бассейна. Длина реки – 761 км, площадь водосбора – 173,7 тыс. км<sup>2</sup>. Общее направление течения реки широтное с запада на восток, что не характерно для рек Восточной Европы. Русло в истоке канализированное, на остальном протяжении извилистое, слабо меандрирующее, разветвленное, изобилует заливами и примыкающими староречьями. Большинство притоков полностью или частично канализировано. Бассейн Припяти является трансграничным. Украинская часть бассейна составляет 57%, а белорусская – 43% площади водосбора. Припять берет начало в районе г. Владимир-Волынский на высоте 165 м над уровнем моря. Около 200 км река протекает по территории Украины, затем почти 500 км –