

Scientific journal
PHYSICAL AND MATHEMATICAL EDUCATION
 Has been issued since 2013.

ISSN 2413-158X (online)
 ISSN 2413-1571 (print)

Науковий журнал
ФІЗИКО-МАТЕМАТИЧНА ОСВІТА
 Видається з 2013.



<http://fmo-journal.fizmatsspu.sumy.ua/>

Грод І.М., Кравець Н.Я., Шевчик Л.О. Прогнозування зміни чисельності комах-запилювачів в залежності від кількості груп рослин виділеної території. Фізико-математична освіта. 2018. Випуск 4(18). С. 37-44.

Hrod Inna, Kravets Natalia, Shevchik Lyuba. Of Forecasting Of Numbers Insects For Pollinate Depending On Quantity Groups Plants Of Separate Ecological Zone. Physical and Mathematical Education. 2018. Issue 4(18). P. 37-44.

DOI 10.31110/2413-1571-2018-018-4-006

І.М. Грод

Тернопільський національний педагогічний університет, Україна
 grazhdar@ukr.net

Н.Я. Кравець

Тернопільський державний медичний університет, Україна
 natakravec7@gmail.com

Л.О. Шевчик

Тернопільський національний педагогічний університет, Україна
 shevchuk.lubov@i.ua

ПРОГНОЗУВАННЯ ЗМІНИ ЧИСЕЛЬНОСТІ КОМАХ-ЗАПИЛЮВАЧІВ В ЗАЛЕЖНОСТІ ВІД КІЛЬКОСТІ ГРУП РОСЛИН ВИДІЛЕНОЇ ТЕРИТОРІЇ

Анотація. У програмах екологічного моніторингу важливе місце відводиться розробці методів моделювання динаміки популяцій, вивченню можливостей оцінювати стан екосистем, угруповань і популяцій. Найбільш доступною інтегральною характеристикою популяцій є чисельність, з якою тісно пов'язано багато інших параметрів. Тому в теоретичній і практичній екології питанням вивчення динаміки чисельності приділяється першорядне значення.

Саме тому за умови постійного моніторингу за станом розвитку і динамікою змін та контролю за нормою вилучення особин популяції, а також за умови правильно здійсненого прогнозу популяція може існувати довгий час і зберігати свою продуктивність.

В роботі зроблено спробу спрогнозувати чисельність популяції в умовах нерівномірного розподілу видів і ресурсів, а також провести чисельне дослідження можливих сценаріїв існування виду у заданому інтервалі часу.

Метою роботи є дослідження зміни чисельності комах-запилювачів в залежності від кількості груп рослин виділеної території методами математичного моделювання.

В статті розглядається розробка модифікованої моделі і відповідного їй методу прогнозування кількості особин популяції залежно від певного часового інтервалу. Використані методи математичного моделювання, аналізу часових рядів, регресійного аналізу, методи алгоритмізації і програмування.

Для побудови прогнозу чисельності популяції квіткозапилюючих комах використано вхідні дані про співвідношення різних груп запилювачів Західного Поділля (а також частку в % від загальної кількості зареєстрованих комах на різних групах рослин (за подібністю будови квітів і суцвіть), надані кафедрою ботаніки та зоології Тернопільського національного педагогічного університету імені Володимира Гнатюка.

У роботі описано отримані результати: модель прогнозування часових рядів для побудови прогнозу чисельності окремої популяції, що відноситься до класу авторегресійних моделей, та результати прогнозування часових рядів чисельності популяцій окремої екологічної зони.

Ключові слова: модель, прогноз, популяція, генерування, стохастичний розподіл, екологічний моніторинг, прогнозування.

Постановка проблеми. В усіх випадках використання ресурсів живої природи повинно базуватися на здатності популяції до саморегуляції своєї чисельності і до поступового відновлення біологічного потенціалу після вилучення певної кількості особин. Визначення норм вилучення особин та біомаси з популяції є центральним завданням природокористування та екологічного моніторингу, важливим є також визначення порогу стійкості популяції по відношенню до антропогенного впливу. Перевищення допустимих норм експлуатації популяцій може призвести до її зникнення.

Популяція живих організмів практично завжди виступає як основна одиниця використання та керування її розвитком. Завдання прогнозування майбутніх значень часового ряду є основою регулювання чисельності окремих біологічних популяцій.

На сьогоднішній день існує безліч моделей прогнозування часових рядів: регресійні і авторегресійні моделі, нейромережеві моделі, моделі експоненціального згладжування, моделі на базі ланцюгів Маркова, класифікаційні моделі та ін. Найбільш популярними і широко використовуваними є класи авторегресійних і нейромережевих моделей [15]. Кожна із існуючих моделей має переваги і недоліки, які суттєво можна знизити, вірно підібравши галузь.

Постановка задачі. Нехай у деякому середовищі існує популяція комахозапильних рослин. Обмежень щодо площі розташування особин накладати не будемо.

Протягом тривалого часу ведеться екологічний моніторинг, в результаті якого зібрано дані про кількість особин популяції комахозапильних рослин у зазначені проміжки часу. Важливим є те, що фіксування результатів моніторингу здійснюється із заданим періодом, у нашому випадку — щорічно.

Для побудови математичної моделі визначимо *вхідні дані*: позначка часу; кількість рослин; період на який необхідно виконати прогноз.

Результатом роботи моделі має бути графік прогнозу кількості особин популяції, залежно від певного часового інтервалу.

Аналіз актуальних досліджень. Під прогнозуванням розуміють передбачення майбутнього за допомогою наукових методів. Згідно роботи [11] процеси, перспективи яких необхідно передбачати, найчастіше описуються часовими рядами, тобто послідовністю значень деяких величин, отриманих в певні моменти часу. Часовий ряд включає в себе два обов'язкові елементи — позначку часу і значення показника ряду, отримане тим чи іншим способом. Кожен часовий ряд розглядається як вибіркова реалізація з нескінченної популяції, що генерується стохастичним процесом, на який впливають безліч факторів [11].

Одна з класифікацій часових рядів наведена в роботі [10]. Відповідно до цієї роботи, часові ряди розрізняються за способом визначення значення (інтервальні часові ряди, моментні часові ряди), часовим кроком (рівновіддалені ряди, нерівновіддалені ряди), пам'яттю (часові ряди з довгою пам'яттю, часові ряди з короткою пам'яттю) і стаціонарністю (стаціонарні часові ряди, нестаціонарні часові ряди).

Горизонт часу, на який необхідно визначити значення часового ряду, називається часом прогнозування [11]. Залежно від часу прогнозування завдання прогнозування, як правило, діляться на наступні категорії терміновості: довгострокове прогнозування; середньострокове прогнозування; короткострокове прогнозування.

Говорячи про прогнозування часових рядів, необхідно розрізнити два взаємопов'язані поняття — метод прогнозування та модель прогнозування. Метод прогнозування являє собою послідовність дій, які потрібно зробити для отримання моделі прогнозування часового ряду. Модель прогнозування це функціональне уявлення, яке адекватно описує часовий ряд і є основою для отримання майбутніх значень процесу. Часто, кажучи про моделі прогнозування, використовується термін модель екстраполяції [5].

Згідно роботи [2], в даний час нараховується понад 100 класів моделей. Число загальних класів моделей, які в тих чи інших варіаціях повторюються в інших, набагато менше. Частина моделей і відповідних методів відноситься до окремих процедур прогнозування. Частина методів представляє набір окремих прийомів, що відрізняються від базових або один від одного кількістю прийомів і послідовністю їх застосування.

В аналітичному огляді [2] всі методи прогнозування поділяються на дві групи: інтуїтивні та формалізовані.

Інтуїтивне прогнозування застосовується тоді, коли об'єкт прогнозування або занадто простий, або, навпаки, настільки складний, що аналітично врахувати вплив зовнішніх факторів неможливо. Формалізовані методи розглядають моделі прогнозування. В огляді [8] моделі прогнозування поділяються на статистичні моделі і структурні моделі.

У статистичних моделях функціональна залежність між майбутніми та фактичними значеннями часового ряду, а також зовнішніми факторами задана аналітично. До статистичних моделей належать такі групи: регресійні моделі; авторегресійні моделі; моделі експоненціального згладжування.

У структурних моделях функціональна залежність між майбутніми та фактичними значеннями часового ряду, а також зовнішніми факторами задана структурно. До структурних моделей належать такі групи: нейромережеві моделі; моделі на базі ланцюгів Маркова; моделі на базі класифікаційно-регресійних дерев.

Крім того, необхідно відзначити, що для вузькоспеціалізованих завдань іноді застосовуються особливі моделі прогнозування.

Існує багато задач, які потребують вивчення відносин між двома і більше змінними. Для вирішення таких завдань використовується регресійний аналіз [10]. В даний час регресія отримала широке застосування, включаючи завдання прогнозування та управління. Метою регресійного аналізу є визначення залежності між вихідною змінною і безліччю зовнішніх факторів (регресорів). При цьому коефіцієнти регресії можуть визначатися за методом найменших квадратів [10] або методом максимальної правдоподібності [3].

У ряді робіт [6,14,15] зазначено, що на сьогоднішній день найбільш поширеними моделями прогнозування є авторегресійні моделі (ARIMAX), а також нейромережеві моделі (ANN). У статті [4], зокрема, стверджується: «Without a doubt ARIMA (X) and GRACH modeling methodologies are the most popular methodologies for forecasting time series. Neural networks are now the biggest challengers to conventional time series forecasting methods». (Без сумнівів моделі ARIMA (X) і GARCH є найпопулярнішими для прогнозування часових рядів. В даний час головну конкуренцію даним моделям складають моделі на основі ANN.)

Метою роботи є дослідження зміни чисельності комах-запилювачів в залежності від кількості груп рослин виділеної території методами математичного моделювання.

Методи дослідження. В роботі використані методи математичного моделювання, аналізу часових рядів, регресійного аналізу, методи алгоритмізації і програмування.

Виклад основного матеріалу. В роботі зроблено спробу спрогнозувати чисельність популяції в умовах нерівномірного розподілу видів і ресурсів, а також провести чисельне дослідження можливих сценаріїв існування виду у заданому інтервалі часу.

Модель ARIMA (AutoregressiveIntegratedMovingAverage), яка представлена рівнянням

$$\Delta Dy_t = \sum_{i=1}^p \varphi_i \Delta Dy_{t-i} + \sum_{j=1}^q \theta_j \epsilon_{t-j} + \epsilon_t, \text{ де } \epsilon_t \sim N(0, \sigma^2), \quad (1)$$

виступає як один з найбільш поширених методів аналізу даних та подальшого розвитку популяції.

Розглядаючи динаміку чисельності популяцій, екологи насамперед намагаються зрозуміти її закономірності, при якій кількість особин залежно від часового інтервалу коливається з певними періодами, і пояснити різницю між типами динамік.

Кафедра ботаніки та зоології Тернопільського національного педагогічного університету імені Володимира Гнатюка надала інформацію про співвідношення різних груп запилювачів Західного Поділля (а також частку в % від загальної кількості зареєстрованих комах на різних групах рослин (за подібністю будови квітів і суцвіть)). Період часу охоплює 2000-2017 роки.

Таблиця 1.

Вхідні дані

Групи рослин	COL		DC		HA		LEP		Частки різних груп запилювачів, %	
	кількість	%	кількість	%	кількість	%	кількість	%	кількість	%
I група										
2 ділянка										
<i>Euphorbia amygaloides</i> L.	4	12,5	10	31,25	9	28,12	7	21,87	2	6,25
<i>Filipendula vulgaris</i> L.	6	13,04	4	8,69	21	45,65	6	13,04	9	19,56
II група										
1 ділянка										
<i>Leucanthemum vulgare</i> Lam.	0	13,88	17	11,80	21	14,58	38	26,38	48	26,38
<i>Hieracium pilosella</i> L.	2	3,84	9	17,30	11	21,15	7	13,46	23	44,23
2 ділянка										
<i>Leucanthemum vulgare</i> Lann	19	17,24	11	10,0	44	40,0	12	10,90	24	21,81
<i>Hieracium pilosella</i> L.	11	16,41	2	2,98	22	32,83	10	14,92	22	32,83
III група										
1 ділянка										
<i>Ranunculus acris</i> L.	0	0,0	1	20,1	1	20,6	0	0,0	3	60,04
2 ділянка										
<i>Rosa canina</i> L.	28	18,42	28	18,42	24	15,78	36	23,68	36	23,68
<i>Rosa centifolia</i> L.	6	14,28	12	28,57	9	21,42	7	16,66	8	19,04
IV група										
1 ділянка										
<i>Trifolium pratense</i> L.	2	14,11	8	9,41	38	44,70	13	15,29	14	16,47
<i>Anthyllis macrocephala</i> Wend	7	13,20	11	20,75	3	5,66	11	20,75	21	39,62
<i>Thymus marschallianus</i> Willd.	0	0,0	2	13,33	1	6,66	6	40,01	6	14,02
2 ділянка										
<i>Trifolium pratense</i> L.	6	5,40	18	16,21	36	32,43	30	27,02	21	18,91
<i>Salvia pratensis</i> L.	5	7,35	10	14,70	42	61,76	1	1,74	10	14,0

В роботі ми спробували провести чисельне дослідження можливих сценаріїв існування виду у заданому інтервалі часу (2018 — 2025 рр.). Метою числового експерименту є аналіз статичних даних та побудова прогнозу.

Для побудови моделі використано вхідні дані, наведені у таблиці 1, які зберігатимемо у окремому документі .csv. Для кращого візуального сприйняття візуалізуємо дані у вигляді графіку (рисунок 1).

При побудові графіку на основі поданих даних можна помітити деякі явні шаблони. Часовий ряд має очевидну сезонність і невизначений загальний тренд на збільшення або на зменшення.

Модель ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average), як було сказано вище, один з найбільш поширених методів аналізу та прогнозування часових рядів. Ця модель дозволяє обробляти дані часового ряду, для кращого розуміння властивостей цього ряду або ж для прогнозування його подальшого розвитку.

ARIMA використовує три основних параметри (p, d, q), які виражаються цілими числами. Разом ці три параметри враховують сезонність, тенденцію та шум у наборах даних: p — порядок авторегресії (AR), який дозволяє додати попередні значення часового ряду; d — порядок інтегрування (порядок відмінностей вихідного часового ряду), який додає в модель поняття різниць часових рядів (визначає кількість минулих часових точок, які потрібно викреслити з поточного значення); q — порядок змінного середнього (MA), який дозволяє встановити помилку моделі як лінійну комбінацію знайдених раніше значень помилок.

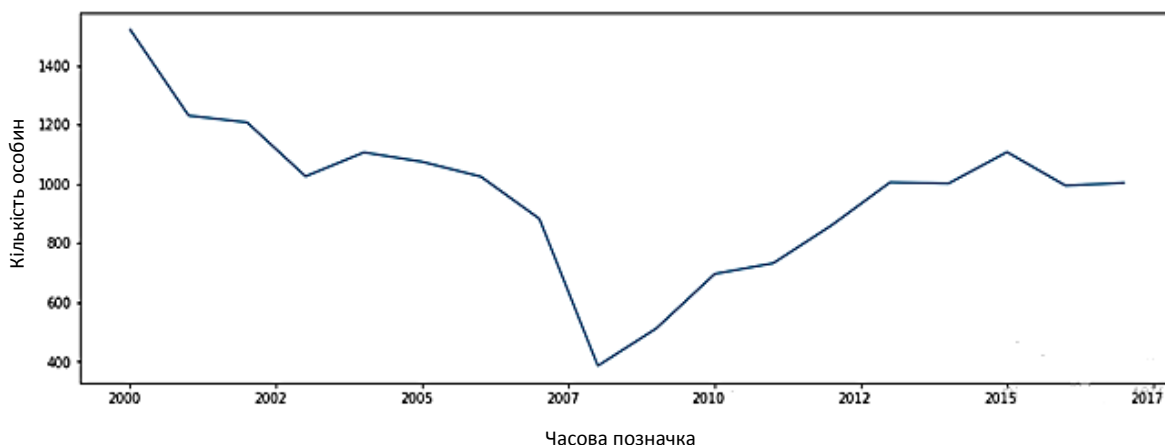


Рис. 1. Щорічні показники кількості особин популяції

Для врахування сезонності використовується сезонна модель ARIMA — ARIMA (p, d, q) (P, D, Q) s. Тут (p, d, q) — несезонні параметри, описані вище, а (P, D, Q) слідує тим самим визначенням, але застосовуються до сезонної складової часового ряду. Параметр s визначає періодичність тимчасового ряду.

Головне при підборі даних часових рядів в сезонній моделі ARIMA – знайти значення ARIMA (p, d, q) (P, D, Q)s, які оптимізують необхідний показник [13]. Скористаємося можливостями мови програмування Python 3.

Для кожної комбінації параметрів функція SARIMAX () з модуля statsmodels може підібрати нову сезонну модель ARIMA і оцінити її загальну якість. Оптимальним набором параметрів буде той, в якому потрібні критерії найбільш продуктивні. Для початку згенеруємо різні комбінації параметрів для досліджуваної моделі. Отримаємо:

SARIMAX: (0, 0, 1) x (0, 0, 1, 1) SARIMAX: (0, 0, 1) x (0, 1, 0, 1)

SARIMAX: (0, 1, 0) x (0, 1, 1, 1) SARIMAX: (0, 1, 0) x (1, 0, 0, 1)

Тепер можна використовувати наведені вище значення параметрів для автоматизації процесу оцінки моделей ARIMA по різних комбінаціях. У статистиці і машинному навчанні цей процес відомий як пошук по сітці параметрів (сітчастий пошук, або оптимізація гіперпараметрів).

При оцінці і порівнянні статистичних моделей, що відповідають різним параметрам, враховується, наскільки та чи інша модель відповідає даним і наскільки точно вона здатна прогнозувати майбутні точки даних. Використаємо значення AIC (Akaike Information Criterion), яке підходить для роботи з моделями ARIMA на основі statsmodels. AIC оцінює, наскільки добре модель відповідає даним, беручи до уваги загальну складність моделі. Чим менше функцій використовує модель, щоб досягти відповідності даним, тим вище її показник AIC. Тому потрібно знайти модель з найменшим значенням AIC. Отримаємо наступний рейтинг AIC:

- | | |
|---|---|
| ARIMA(0, 0, 0)x(0, 0, 1, 1)1 – AIC:148.29899978908392 | ARIMA(0, 0, 0)x(0, 1, 1, 1)1 – AIC:102.94718692564297 |
| ARIMA(0, 0, 0)x(1, 0, 0, 1)1 – AIC:146.2317687939189 | ARIMA(0, 0, 0)x(1, 0, 1, 1)1 – AIC:135.6660592077362 |
| ARIMA(0, 0, 0)x(1, 1, 0, 1)1 – AIC:134.1258271541158 | ARIMA(0, 0, 0)x(1, 1, 1, 1)1 – AIC:104.57685046797204 |
| ARIMA(0, 0, 1)x(0, 0, 0, 1)1 – AIC:148.29899978908392 | ARIMA(0, 0, 1)x(0, 0, 1, 1)1 – AIC:131.27788725448374 |
| ARIMA(0, 0, 1)x(0, 1, 0, 1)1 – AIC:102.94718692564297 | ARIMA(0, 0, 1)x(0, 1, 1, 1)1 – AIC:92.30509676592155 |
| ARIMA(0, 0, 1)x(1, 0, 0, 1)1 – AIC:136.22015448146146 | ARIMA(0, 0, 1)x(1, 0, 1, 1)1 – AIC:98.2132166995818 |
| ARIMA(0, 0, 1)x(1, 1, 0, 1)1 – AIC:104.57685256927105 | ARIMA(0, 0, 1)x(1, 1, 1, 1)1 – AIC:91.83854655265941 |
| ARIMA(0, 1, 0)x(0, 0, 1, 1)1 – AIC:102.94718692564297 | ARIMA(0, 1, 0)x(0, 1, 1, 1)1 – AIC:88.13723840124091 |
| ARIMA(0, 1, 0)x(1, 0, 0, 1)1 – AIC:134.1258271541158 | ARIMA(0, 1, 0)x(1, 0, 1, 1)1 – AIC:104.57685046797204 |
| ARIMA(0, 1, 0)x(1, 1, 0, 1)1 – AIC:120.29834947836284 | ARIMA(0, 1, 0)x(1, 1, 1, 1)1 – AIC:90.29379761618745 |
| ARIMA(0, 1, 1)x(0, 0, 0, 1)1 – AIC:102.94718692564297 | ARIMA(0, 1, 1)x(0, 0, 1, 1)1 – AIC:92.30509676592155 |
| ARIMA(0, 1, 1)x(0, 1, 0, 1)1 – AIC:88.13723840124091 | ARIMA(0, 1, 1)x(0, 1, 1, 1)1 – AIC:79.3109038843379 |
| ARIMA(0, 1, 1)x(1, 0, 0, 1)1 – AIC:104.57685256927105 | ARIMA(0, 1, 1)x(1, 0, 1, 1)1 – AIC:91.83854655265941 |
| ARIMA(0, 1, 1)x(1, 1, 0, 1)1 – AIC:90.13417686760877 | ARIMA(0, 1, 1)x(1, 1, 1, 1)1 – AIC:80.85960112318928 |
| ARIMA(1, 0, 0)x(0, 0, 0, 1)1 – AIC:146.2317687939189 | ARIMA(1, 0, 0)x(0, 0, 1, 1)1 – AIC:135.66740926163638 |
| ARIMA(1, 0, 0)x(0, 1, 0, 1)1 – AIC:134.1258271541158 | ARIMA(1, 0, 0)x(0, 1, 1, 1)1 – AIC:104.57685258131143 |
| ARIMA(1, 0, 0)x(1, 0, 0, 1)1 – AIC:136.78082542663327 | ARIMA(1, 0, 0)x(1, 0, 1, 1)1 – AIC:132.78989081819952 |
| ARIMA(1, 0, 0)x(1, 1, 0, 1)1 – AIC:104.94804248473625 | ARIMA(1, 0, 0)x(1, 1, 1, 1)1 – AIC:106.38879380291672 |
| ARIMA(1, 0, 1)x(0, 0, 0, 1)1 – AIC:135.6660592077362 | ARIMA(1, 0, 1)x(0, 0, 1, 1)1 – AIC:98.20884618255582 |
| ARIMA(1, 0, 1)x(0, 1, 0, 1)1 – AIC:104.57685046797204 | ARIMA(1, 0, 1)x(0, 1, 1, 1)1 – AIC:91.83854655270733 |
| ARIMA(1, 0, 1)x(1, 0, 0, 1)1 – AIC:132.78989078367994 | ARIMA(1, 0, 1)x(1, 0, 1, 1)1 – AIC:122.09498275588795 |
| ARIMA(1, 0, 1)x(1, 1, 0, 1)1 – AIC:106.38877215418364 | ARIMA(1, 0, 1)x(1, 1, 1, 1)1 – AIC:94.12877425155493 |
| ARIMA(1, 1, 0)x(0, 0, 0, 1)1 – AIC:134.1258271541158 | ARIMA(1, 1, 0)x(0, 0, 1, 1)1 – AIC:104.57685258131143 |
| ARIMA(1, 1, 0)x(0, 1, 0, 1)1 – AIC:120.29834947836284 | ARIMA(1, 1, 0)x(0, 1, 1, 1)1 – AIC:90.15369285516911 |
| ARIMA(1, 1, 0)x(1, 0, 0, 1)1 – AIC:104.94804248473625 | ARIMA(1, 1, 0)x(1, 0, 1, 1)1 – AIC:106.38879380291672 |
| ARIMA(1, 1, 0)x(1, 1, 0, 1)1 – AIC:90.13832766150763 | ARIMA(1, 1, 0)x(1, 1, 1, 1)1 – AIC:92.13292492659687 |
| ARIMA(1, 1, 1)x(0, 0, 0, 1)1 – AIC:104.57685046797204 | ARIMA(1, 1, 1)x(0, 0, 1, 1)1 – AIC:91.83854655270733 |
| ARIMA(1, 1, 1)x(0, 1, 0, 1)1 – AIC:90.29379761618745 | ARIMA(1, 1, 1)x(0, 1, 1, 1)1 – AIC:80.85960112201649 |
| ARIMA(1, 1, 1)x(1, 0, 0, 1)1 – AIC:106.38877215418364 | ARIMA(1, 1, 1)x(1, 0, 1, 1)1 – AIC:94.12877425155493 |
| ARIMA(1, 1, 1)x(1, 1, 0, 1)1 – AIC:92.14517919739546 | ARIMA(1, 1, 1)x(1, 1, 1, 1)1 – AIC:83.28456890562482 |

Відповідно до отриманого висновку, $ARIMA(0, 1, 1) \times (0, 1, 1, 1)$ – отримуємо найменший показник AIC (79.31). Отже, ці параметри можна вважати оптимальними.

Використовуючи пошук по сітці, ми визначили оптимальний набір параметрів для сезонної моделі даних часового ряду. Цю модель можна проаналізувати більш детально, побудувавши структуру моделі (рисунок 2) та відповідні графіки (рисунок 3).

Dependent Variable: kilkist		Method: MLE			
Start Date: 2010		Log Likelihood: -34.6883			
End Date: 2017		AIC: 89.3767			
Number of observations: 8		BIC: 90.1711			
Latent Variable	Estimate	Std Error	z	P> z	95% C.I.
Constant	606.3693	531.9568	1.1399	0.2543	(-436.266 1649.0046)
AR(1)	-1.4166	1.0475	-1.3524	0.1762	(-3.4697 0.6364)
AR(2)	1.3871	0.7428	1.8675	0.0618	(-0.0687 2.843)
AR(3)	-0.0974	0.0603	-1.6166	0.106	(-0.2155 0.0207)
AR(4)	0.0069	0.1028	0.0673	0.9464	(-0.1946 0.2084)
MA(1)	-1.7507	6.2424	-0.2804	0.7791	(-13.9857 10.4844)
MA(2)	0.294	1.0272	0.2863	0.7747	(-1.7192 2.3073)
MA(3)	-5.0574	1.8631	-2.7144	0.0066	(-8.7091 -1.4056)
MA(4)	-5.2118	2.2838	-2.282	0.0225	(-9.6881 -0.7355)
Normal Scale	18.6413				

Рис. 2. Модель ARIMA

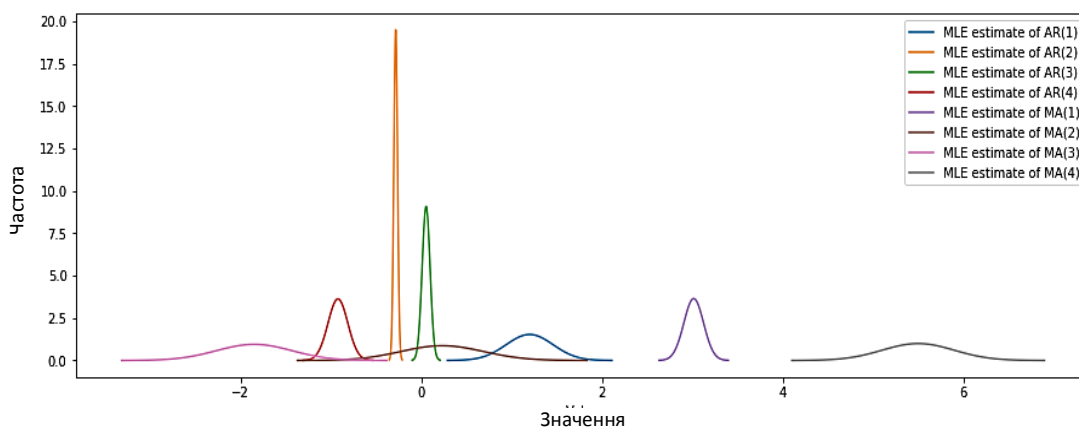


Рис. 3. Оптимальний набір параметрів

На графіках, представлених на рисунку 2, 3, відображено оптимально підібраний набір параметрів для запропонованої сезонної моделі. Ці графіки дозволяють зробити висновок про те, що обрана модель (задовільно) підходить для аналізу і прогнозування даних часових рядів.

Отже, побудовано модель часових рядів, за допомогою якої можна спрогнозувати дані.

Потрібно ще порівняти прогнозовані значення з реальними значеннями часового ряду задля визначення точності прогнозів. Тому проведемо верифікацію моделі на період з 2013 року по 2017 рік (рисунок 4).

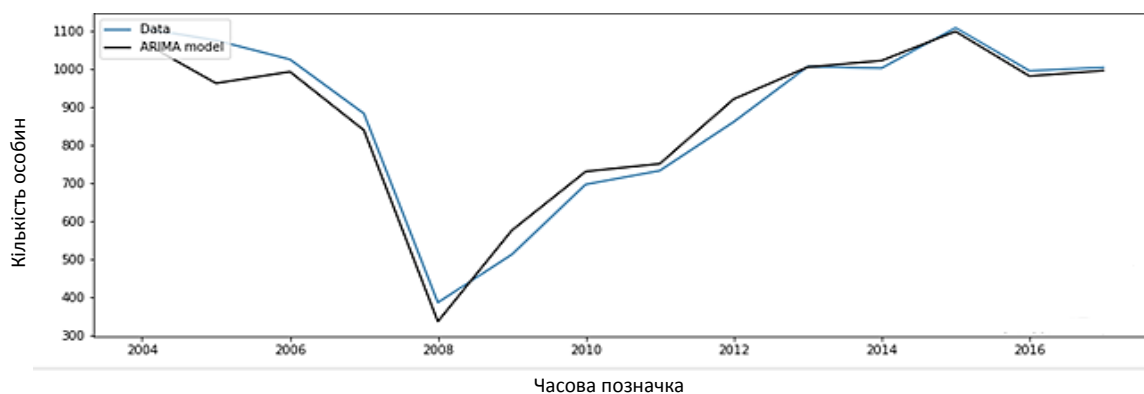


Рис. 4. Співставлення реальних даних з отриманими прогнозами

Отримані результати свідчать, що побудована модель з високою точністю робить прогноз. Отже, можна спрогнозувати майбутні значення.

Для побудови прогнозу чисельності популяції квіткозапилюючих комах використаємо вхідні дані наведені у таблиці 1.

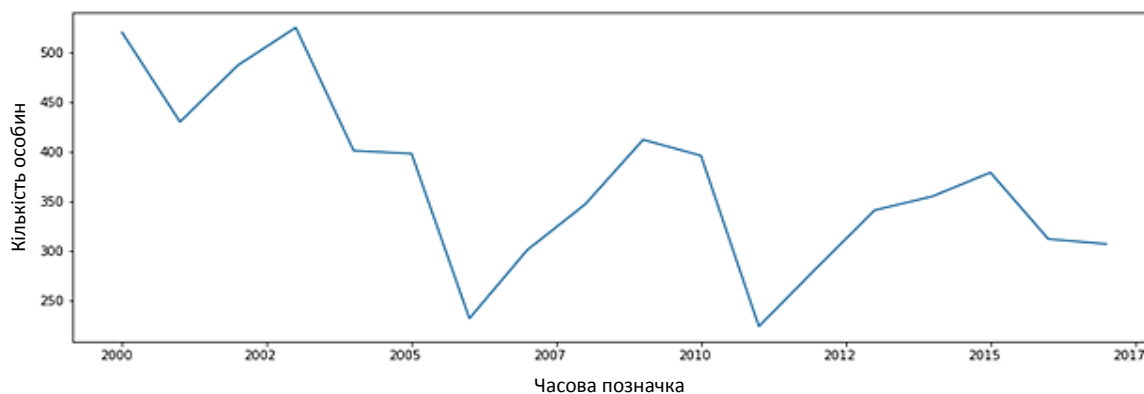


Рис. 5. Щорічні показники кількості особин популяції

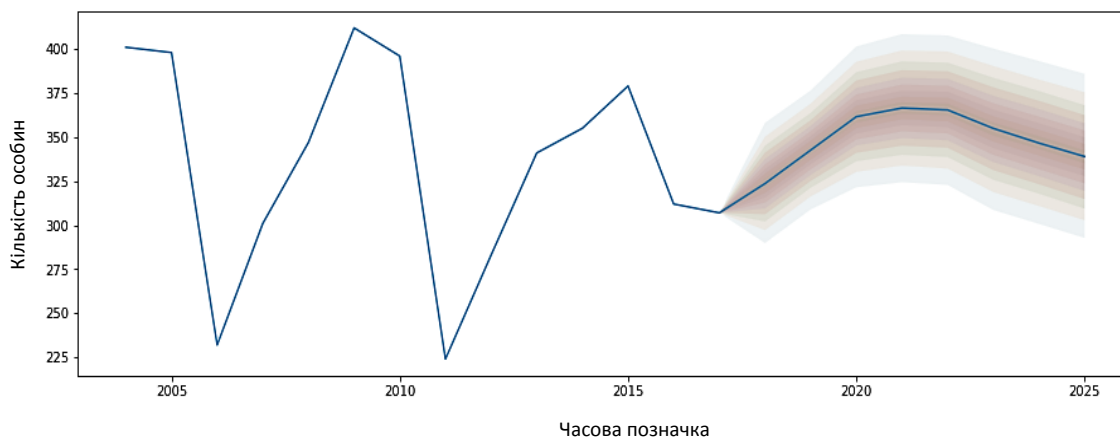


Рис. 6. Прогноз чисельності популяції на 2018 – 2025 рр.

Результат отриманого прогнозу у числовій формі наведено у таблиці 2.

Таблиця 2.

Результат прогнозу

Часова позначка (рік)	Кількість особин популяції комахозапильних рослин (одиниць)
2018	323
2019	342
2020	361
2021	366
2022	365
2023	354
2024	346
2025	338

Отримані результати дозволяють зробити висновок, що дана популяція досягне свого піку у 2021 році, після чого буде поступово зменшуватися до 2024 року, а у 2025 році очікується знову збільшення особин популяції комахозапильних рослин.

Висновки. Розроблений метод прогнозування на базі моделі ARIMA реалізований у вигляді програмного додатку, що виконує прогнозування чисельності популяції на основі щорічних даних моніторингу. Прогнозування часових рядів динаміки популяцій в більшості випадків лежить в діапазоні 5 — 10%, що за оцінками фахівців є високоєфективним.

Отримані наступні основні результати: модель прогнозування часових рядів для побудови прогнозу чисельності окремої популяції, що відноситься до класу авторегресійних моделей; результати прогнозування часових рядів чисельності популяцій окремої екологічної зони, які підтверджують ефективність розробленої моделі.

Список використаних джерел

- Collantes—Duarte J., Rivas—Echeverriat F. Time Series Forecasting using ARIMA, Neural Networks and Neo Fuzzy Neurons. WSEAS International Conference on Neural Networks and Applications. Switzerland. 2002. URL: www.wseas.us/e-library/conferences/
- Day-Ahead Electricity Price Forecasting Using the Wavelet Transform and ARIMA Models / A.J. Conejo [at al.]. IEEE transaction on power systems. 2005. Vol. 20. No. 2. P. 1035 – 1042.

3. Draper N., Smith H. Applied regression analysis. New York: Wiley, In press, 1981. 693 p.
4. Extrapolation. The free encyclopedia «Wikipedia». URL: <http://en.wikipedia.org/wiki/Extrapolation>
5. Fogler H.R. A pattern recognition model for forecasting. Management science. 1974. No.8. P. 1178 – 1189.
6. Hannes Y.Y., Webb P. Classification and regression trees: A User Manual for Identifying Indicators of Vulnerability to Famine and Chronic Food Insecurity. International Food Policy Research Institute. 1999. 59 p. URL: <http://www.fao.org/sd/erp/toolkit/BOOKS/classification>
7. Morariu N., Iancu E., Vlad S. A neural network model for time series forecasting. Romanian Journal of Economic Forecasting. 2009. No. 4. P. 213 – 223.
8. Nogales F.J., Conejo A.J. Electricity price forecasting through transferfunction models. Journal of the Operational Research Society. 2006. Vol. 57. No. 4. P. 350 – 356.
9. Norizan M., Maizah Hura A., Zuhaimy I. Short Term Load Forecasting Using Double Seasonal ARIMA Model. Regional Conference on Statistical Sciences. Malaysia, Kelantan. 2010. P. 57 – 73.
10. Pradhan R.P., Kumar R. Forecasting Exchange Rate in India: An Application of Artificial Neural Network Model. Journal of Mathematics Research. 2010. Vol 2. No. 4. P. 111 – 117.
11. Zhu J., Hong J., Hughes J.G. Using Markov Chains for Link Prediction in Adaptive Web Sites. 1st International Conference on Computing in an Imperfect World. UK, London, 2002. P. 60 – 73.
12. Бокс Дж., Дженкінс Г.М. Аналіз часових рядів, прогноз і управління. М.: Мир, 1974. 406 с.
13. Грод І.М., Постумент С.В. Побудова моделі ARIMA для прогнозування динаміки чисельності популяції. Тези міжнародної наукової інтернет-конференції «Інформаційне суспільство: технологічні, економічні та технічні аспекти становлення» 15 травня 2018 року.
14. Методи прогнозування / С.А. Чернецов [і ін.]. Наука і освіта. 2009. №9. URL: <http://technomag.edu.ru/>
15. Нормативні системи в прогнозуванні розвитку / Л.І. Муратова [і ін.]. Управління системами. 2009. №20. URL: <http://uecs.mcnp.ru/modules.php?name=News&file=print&sid=145>

References

1. Collantes—Duarte J., Rivas—Echeverriat F. Time Series Forecasting using ARIMA, Neural Networks and Neo Fuzzy Neurons. WSEAS International Conference on Neural Networks and Applications. Switzerland. 2002. URL: www.wseas.us/e-library/conferences/
2. Day-Ahead Electricity Price Forecasting Using the Wavelet Transform and ARIMA Models / A.J. Conejo [at al.]. IEEE transaction on power systems. 2005. Vol. 20. No. 2. P. 1035 – 1042.
3. Draper N., Smith H. Applied regression analysis. New York: Wiley, In press, 1981. 693 p.
4. Extrapolation. The free encyclopedia «Wikipedia». URL: <http://en.wikipedia.org/wiki/Extrapolation>
5. Fogler H.R. A pattern recognition model for forecasting. Management science. 1974. No.8. P. 1178 – 1189.
6. Hannes Y.Y., Webb P. Classification and regression trees: A User Manual for Identifying Indicators of Vulnerability to Famine and Chronic Food Insecurity. International Food Policy Research Institute. 1999. 59 p. URL: <http://www.fao.org/sd/erp/toolkit/BOOKS/classification>
7. Morariu N., Iancu E., Vlad S. A neural network model for time series forecasting. Romanian Journal of Economic Forecasting. 2009. No. 4. P. 213 – 223.
8. Nogales F.J., Conejo A.J. Electricity price forecasting through transferfunction models. Journal of the Operational Research Society. 2006. Vol. 57. No. 4. P. 350 – 356.
9. Norizan M., Maizah Hura A., Zuhaimy I. Short Term Load Forecasting Using Double Seasonal ARIMA Model. Regional Conference on Statistical Sciences. Malaysia, Kelantan. 2010. P. 57 – 73.
10. Pradhan R.P., Kumar R. Forecasting Exchange Rate in India: An Application of Artificial Neural Network Model. Journal of Mathematics Research. 2010. Vol 2. No. 4. P. 111 – 117.
11. Zhu J., Hong J., Hughes J.G. Using Markov Chains for Link Prediction in Adaptive Web Sites. 1st International Conference on Computing in an Imperfect World. UK, London, 2002. P. 60 – 73.
12. Boxing J., Jenkins G. M. Analysis of time series, forecast and management. - М.: World, 1974. - 406 pp.
13. Hrod I.N., Postument M.V. Construction of the ARIMA model to predict the dynamics of population size. Abstracts of the International Scientific Internet Conference "Information Society: Technological, Economic and Technical Aspects of Formation" May 15, 2018
14. Methods of forecasting / S.A. Chernetsov [and others]. Science and education. 2009. No. 9. URL: <http://technomag.edu.ru/>
15. Normative systems in forecasting development / L.I. Muratova [and others]. System management. 2009. No. 20. URL: <http://uecs.mcnp.ru/modules.php?name=News&file=print&sid=145>

OF FORECASTING OF NUMBERS INSECTS FOR POLLINATE DEPENDING ON QUANTITY GROUPS PLANTS OF SEPARATE ECOLOGICAL ZONE

Inna Hrod

Ternopil V. Hnatiuk National Pedagogical University, Ternopil, Ukraine

Natalia Kravets

Ternopil State Medical Academy named after IY Gorbachevsky, Ukraine

Lyuba Shevchik

Ternopil V. Hnatiuk National Pedagogical University, Ternopil, Ukraine

Abstract. In environmental monitoring programs an important place is devoted to development methods of modeling population dynamics, opportunities to study and assess the state of ecosystems, groups and populations. Numbers are an accessible integral characteristic of populations, with which many other parameters are closely linked. Therefore, in theoretical and practical ecology the question of studying the dynamics of the number the paramount importance is given.

That is why, under constant control development and dynamics of change quantities Species of the population and on condition correctly implemented forecast the population may exist for a long time and keep your productivity.

An attempt was made to predict the population size in conditions of uneven distribution of species and resources, to conduct a numerical study of possible scenarios of species existence in a given time interval.

The purpose of the work is study of the change in the number of insect pollinators depending on the number groups of plants of the allocated territory methods of mathematical modeling.

The article is considered development of a modified model and forecasting method number of population of the depending on a certain time interval. Methods of mathematical modeling, time series analysis, regression analysis, methods of algorithmization and programming are used.

For building forecast about population quantities insects, for pollinate plants, data about correlation of different groups of pollinators of the West Podillya provided by the Department of Botany and Zoology of V. Hnatiuk Ternopil National Pedagogical University were used.

The work is described the results: obtained model of forecasting of time series to build a forecast of the size of a separate population and results of forecasting of time series number of populations separate ecological zone.

Keywords: *model, forecast, population, generation, stochastic distribution, environmental monitoring, prognostication.*