

Моделювання розвитку епідеміологічних процесів на прикладі сифілітичної інфекції

Г. М. Бондаренко¹, А. І. Поворознюк², І. М. Нікітенко¹, О. А. Безрученко¹, Т. В. Губенко¹

¹ ДУ «Інститут дерматології та венерології НАМН України»

² Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут»

Резюме

Мета роботи: виявлення тренду, його аналітичний опис та прогнозування часового ряду на короткостроковий та довгостроковий період для моделювання розвитку епідеміологічних процесів при сифілітичній інфекції.

Матеріали та методи. Для розробки системи автоматичного аналізу часових рядів моніторингу розвитку епідеміологічних процесів з метою їх прогнозування, використано пакет прикладних програм MATLAB. Для аналізу часових рядів, було обрано бібліотеку Financial Toolbox.

Результати. Одержані математичні моделі трендів наявних часових рядів, та показана ефективність застосування експоненційного тренду на згасальній фазі епідемії сифілісу. Коефіцієнт детермінації $R^2 = 0,9956$, означає, що модель пояснює 99,56% дисперсії (помилка апроксимації становить 0,44%). Але така висока точність апроксимації (і відповідно точність прогнозу) дійсна в тому випадку, що повторний спалах епідемії на період прогнозу мало ймовірний. Якщо реальні дані почнуть відхилятися від прогнозу (збільшаться хоча б до 10000 випадків сифілісу на рік, то можна фіксувати нову хвилю інфекційного процесу.

Ключові слова: моделювання, епідеміологічні процеси, сифіліс, прогнозування часового ряду.

DOI: 10.33743/2308-1066-2023-1-25-29

Вступ

Сифіліс є однією з найпоширеніших інфекційних хвороб у світі, яка має серйозні наслідки для здоров'я людини. Згідно з даними Всесвітньої організації охорони здоров'я (ВООЗ), щорічно на світі діагностують понад 12 мільйонів випадків сифілісу [5]. Реєстрація окремих форм сифілісу дозволяє проводити аналіз епідеміологічної ситуації та визначати ефективність заходів з профілактики та лікування [1]. У таких умовах особливо важливо розробляти ефективні стратегії профілактики та контролю цієї інфекції. Моделювання розвитку епідеміологічних процесів сифілісу може бути корисним інструментом у цьому процесі.

Однією з переваг моделювання епідеміологічних процесів є можливість прогнозування та аналізування ризиків розвитку епідемій на основі статистичних даних. Моделі можуть допомогти відповісти на питання про те, як швидко може поширюватися інфекція, яка група населення є найбільш вразливою, та які заходи можуть бути ефективними для контролю інфекції. Використання моделей дозволяє спрогнозувати ризики, пов'язані зі зміною рівня імунної стійкості популяції, та розробляти ефективні стратегії профілактики.

Моделювання розвитку епідеміологічних процесів сифілісу може бути корисним інструментом для планування та оцінки ефективності програм контролю сифілісу. Застосування моделей дозволяє розробляти оптимальні

стратегії лікування та профілактики інфекції, а також досліджувати вплив різних факторів, таких як зміна рівня імунної стійкості населення, ефективність вакцин та рівень освіти населення, на розповсюдження інфекції.

Для досягнення ефективних результатів, моделювання розвитку епідеміологічних процесів сифілісу має базуватися на надійних даних про поширення інфекції та її епідеміологічні параметри. Також необхідно враховувати особливості різних регіонів та національних контекстів, оскільки фактори, що впливають на поширення інфекції, можуть відрізнятися.

Усі ці фактори повинні бути враховані при розробці моделей розвитку епідеміологічних процесів сифілісу. Такі моделі можуть допомогти відповісти на ключові питання, пов'язані з контролем цієї інфекції, та допомогти в плануванні ефективних програм контролю за сифілісом.

Для того щоб органи охорони здоров'я могли вжити найефективніших заходів в боротьбі з епідемією, необхідно вміти кількісно оцінювати порівняльні переваги різних методів: введення карантину, вакцинації, виявлення контактів. Крім того, моніторинг і спеціальні розрахунки дозволяють визначити час настання епідемії, а також прогнозувати час піку епідемії і кількість хворих. Для збору і обробки даних про розповсюдження епідемії створено медичні автоматизовані системи, в яких моделювання епідемічних процесів відіграє найголовнішу роль.

Д. Бернуллі був першим, хто застосував диференціальне числення для моделювання розвитку інфекційних захворювань в своїй статті про вакцинацію проти віспи (1760 р.). Класичною вважається модель Кермака – Макендріка, запропонована в 1927 р [6].

В епідеміологічних процесах існує теорія про саморегуляцію паразитарних систем. У основі цієї теорії лежить уявлення про механізм самозгасання епідемії за рахунок зниження вірулентності збудника під дією імунітету популяції. Під вірулентністю збудника розуміють сукупність властивостей збудника, що визначає здатність його до зараження людини. Механізм самозгасання епідемії пояснює «епідеміологічний парадокс»: згасання епідемії до того, як буде вичерпаний весь прошарок сприйнятливих [2, 7].

У ході розгляду літератури та аналізу методів побудови моделей розвитку епідемічних процесів, було встановлено що існуючі методи потребують налаштування багатьох параметрів, і можуть застосовуватися в спеціалізованих епідеміологічних лабораторіях та установах.

Метою роботи є виявлення тренду, його аналітичний опис та прогнозування часового ряду на короткостроковий та довгостроковий період для моделювання розвитку епідеміологічних процесів при сифілісі.

Матеріали та методи дослідження

Для розробки системи автоматичного аналізу часових рядів моніторингу розвитку епідеміологічних процесів сифілісу з метою їх прогнозування, потрібно використати потужний пакет з широким спектром математичних функцій. Для рішення цієї задачі було обрано пакет прикладних програм MATLAB. Це одна з найстарших та найпереконливіших систем для автоматизації математичних розрахунків, яка базується на матричних операціях. Мова програмування майже непомітна для користувачів, які не займаються матричними обчисленнями. MATLAB використовується для розв'язання складних математичних задач, таких як лінійна алгебра та математичне моделювання. Він також включає редактор виразів та текстових коментарів, обчислювач та графічний програмний процесор. MATLAB є унікальною колекцією реалізацій чисельних методів комп'ютерної математики.

В моделі припускаємо наявність двох механізмів передачі інфекції: механізму контактної передачі (від гостро інфікованих до сприйнятливих) і механізму зараження при зіткненні з осередком захворювань. Крім того, враховуємо групу латентно інфікованих, для того, щоб більш повно перевірити механізм самозгасання епідемії.

Перший механізм передачі інфекції ґрунтується на припущенні про те, що приріст числа латентно інфікованих (ΔN_2) пропорційний числу контактів сприйнятливих (N_1) з гостро інфікованими (N_3): $\Delta N_2 = \gamma v N_3 N_1$;

Другий механізм – на припущенні про лінійну залежність ΔN_2 від вірулентності збудника v і чисельності сприйнятливих (N_1): $\Delta N_2 = v N_1$.

Одержимо таку систему рівнянь:

$$\begin{aligned} \frac{dN_1}{dt} &= -\lambda v N_3 N_1 + b N_4 - \delta v N_1; \\ \frac{dN_2}{dt} &= \lambda v N_3 N_1 - \beta N_2 + \delta v N_1; \\ \frac{dN_3}{dt} &= \beta N_2 - \rho N_3; \end{aligned} \quad (1)$$

$$\begin{aligned} \frac{dN_4}{dt} &= \rho N_3 - b N_4; \\ N_1 + N_2 + N_3 + N_4 &= 1. \end{aligned}$$

де $\lambda, \beta, \rho, b, \delta$ – питомі швидкості переходу індивідів з однієї епідемічної групи в іншу.

Оскільки нас цікавить можливість вступу епідемії у фазу згасання ще до завершення періоду нарощування імунного прошарку, то нехтувати потоком з групи 4 в групу 1, поклавши $b = 0$ і відкинувши рівняння для N_4 :

$$\begin{aligned} \frac{dN_1}{dt} &= -v(\lambda N_3 + \delta) N_1; \\ \frac{dN_2}{dt} &= v(\lambda N_3 + \delta) N_1 - \beta N_2; \\ \frac{dN_3}{dt} &= \beta N_2 - \rho N_3. \end{aligned} \quad (2)$$

Введемо механізм саморегуляції, вважаючи, що зростання імунного прошарку N_4 зменшує вірулентність збудника v : $v = k - c N_4$.

В цьому випадку, використовуючи співвідношення $N_4 = 1 - (N_1 + N_2 + N_3)$, одержимо таку систему рівнянь:

$$\begin{aligned} \frac{dN_1}{dt} &= -(k - c(1 - N_1 - N_2 - N_3))(\lambda N_3 + \delta) N_1; \\ \frac{dN_2}{dt} &= (k - c(1 - N_1 - N_2 - N_3))(\lambda N_3 + \delta) N_1 - \beta N_2; \\ \frac{dN_3}{dt} &= \beta N_2 - \rho N_3. \end{aligned} \quad (3)$$

Величина $v = k - c N_4$ зменшується від початкового значення $v_0 = k > 0$, наближаючись до $v = 0$, що відповідає поставленим вимогам про залежність вірулентності від імунітету популяції.

Дослідження показують, що система (3), яка враховує зниження вірулентності під дією імунного процесу, має стійкий стан рівноваги, а це свідчить про можливість самозгасання епідемічного процесу саме за рахунок вказаного механізму, оскільки при виключенні його (модель (1) такої можливості немає.

Зростання епідемії в моделі (1) йде до повного вичерпання імунного прошарку ($N_1 \rightarrow 0$), тоді як в моделі (13) $N_1 > 0$. Таким чином, принципова можливість існування вказаного механізму простежується на основі зіставлення характеристик поведінки моделей (1) і (3).

Зв'язуючи вірулентність v з імунітетом популяції (у моделі (3) він пропорційний N_4 , перше рівняння системи), розглядатимемо величину k як поріг вірулентності, після якого збудник викликає епідемічний процес. Величина c характеризує темп наростання імунітету популяції. Недоліком залежності $v = k - c N_4$ є неможливість зобразити перехід збудника у фазу становлення епідемічного варіанта. Імунітет популяції (ослаблення якого і визначає початок переходу), складніше пов'язаний з N_1 і N_2 , ніж прийнято в моделі (3). Залежність $v = k - c N_4$ є простою аналітичною конструкцією механізму саморегуляції v .

Розглянуті приклади показують можливість побудови епідеміологічної моделі, адекватно тієї, що відбиває спостережувані залежності, що інтерпретуються як наявність саморегуляції в паразитарній системі.

У моделі (3) розвиток епідемії залежить від імунітету популяції. Для цього в рівняння, що описує динаміку сприйнятливих, вірулентність записується як функція від числа людей, що набули імунітету.

Проведено обґрунтування необхідності розробки методу аналізу перебігу сифілісу на основі аналізу часових рядів. Для аналізу часових рядів, було обрано бібліотеку Financial Toolbox.

Якщо розглядати процес розвитку епідемії в вигляді «чорного ящика», то модель будується по експериментальним даним, які в цьому випадку представляють часовий ряд [3].

Часовим рядом (динамічним рядом, англійська термін «Time series») називається ряд розташованих у хронологічній послідовності значень статистичного показника, що характеризує зміну соціально-економічного явища в часі.

Отже, часовий ряд – це послідовність упорядкованих у часі числових показників, що характеризують рівень стану і зміни досліджуваного явища. Всякий часовий ряд включає два обов'язкові елементи: по-перше, час t і, по-друге, конкретне значення показника, або рівень ряду $y(t)$. Фактор часу тут набуває вирішальне значення. У вивченні часових рядів велике місце займає питання про закономірності їх руху протягом тривалого періоду [4]. Статистика повинна дати характеристику змін статистичних показників у часі.

Основною *тенденцією*, або *трендом* називається характеристика процесу зміни явища за тривалий час, звільнена від випадкових коливань, створюваних другою групою факторів [8].

Результати та їх обговорення. Автокореляційний аналіз було виконано з метою виявлення періодичності та повторюваності ділянок часового ряду. Взаємнокореляційний аналіз виконано з метою виявлення статистичної залежності між різними часовими рядами. Кореляційна матриця представлена в табл. 1.

Аналіз кореляційної матриці показує, що найбільше значень значимих коефіцієнтів кореляції з іншими

рядами має ряд $y_1(t)$ – сифіліс всі форми (корелює з рядами $y_2(t)$ – ранній сифіліс; $y_3(t)$ – ранній латентний сифіліс; $y_4(t)$ – пізні форми сифілісу).

Ряд $y_5(t)$ – інші та неуточнені форми взагалі не корелює з жодним часовим рядом.

Тому побудуємо автокореляційну функцію ряду $y_1(t)$ – сифіліс всі форми. Значення автокореляційних функцій наведені в табл. 2, а графіки – на рис. 1.

Аналіз графіка R_{yy} – лінійна автокореляційна функція показує, що в часовому ряді $y_1(t)$ – сифіліс всі форми на даному періоді моніторингу відсутня періодична складова. Це ж можна стверджувати і про корельованість з ним ряди $y_2(t)$ – ранній сифіліс; $y_3(t)$ – ранній латентний сифіліс; $y_4(t)$ – пізні форми сифілісу). Крім того, затухання R_{yy} до значення $R_{yy} < 0,2$ на часовому проміжку < 15 років свідчить про наявність статистичного зв'язку на цьому проміжку, та його відсутність на більш тривалому проміжку. Тому недоцільно будувати модель тренда всього часового ряду, модель тренда будується для окремих фаз розвитку епідеміологічного процесу сифілісу.

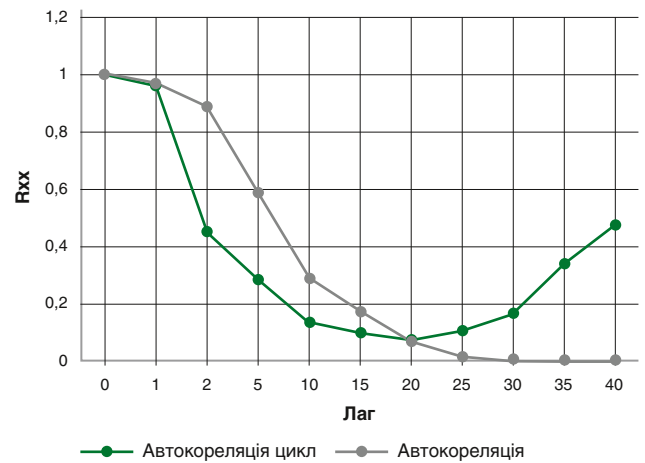


Рисунок 1. Автокореляційні функції ряду $y_1(t)$

Таблиця 1. Кореляційна матриця часових рядів

	$y_1(t)$ – сифіліс всі форми	$y_2(t)$ – ранній сифіліс	$y_3(t)$ – ранній латентний сифіліс	$y_4(t)$ – пізні форми сифілісу	$y_5(t)$ – інші та неуточнені форми
$y_1(t)$ – сифіліс всі форми	1				
$y_2(t)$ – ранній сифіліс	0,9866	1			
$y_3(t)$ – ранній латентний сифіліс	0,7799	0,8453	1		
$y_4(t)$ – пізні форми сифілісу	0,8729	0,8289	0,4459	1	
$y_5(t)$ – інші та неуточнені форми	-0,2611	-0,2154	0,1155	-0,3527	1

Таблиця 2. Автокореляційні функції ряду $y_1(t)$

τ	0	1	2	5	10	15	20	25	30	35	40
R_{yy}	1	0,97	0,89	0,59	0,29	0,17	0,074	0,019	0,0065	0,0023	0
R'_{yy}	1	0,97	0,45	0,29	0,14	0,099	0,08	0,105	0,168	0,345	0,48

Примітка: – τ – часовий зсув в роках (ляг) між значеннями ряду $y_1(t)$;
 – R_{yy} – лінійна автокореляційна функція
 – R'_{yy} – циклічна автокореляційна функція (виконується циклічний зсув на τ , при якому аналізований ряд доповнюється в кінці τ початковими значеннями). R'_{yy} застосовується в якості додаткового критерію для підтвердження або спростування гіпотези щодо його періодичності.

Аналіз графіка R_{yy}^* – циклічна автокореляційна функція теж не підтверджує наявності періодичної складової. Його зростання починається з точки 20 – середина інтервалу моніторингу, коли починають враховуватися «доповнені» значення ряду, які відповідають початковим значенням. При наявності «схожих» ділянок ряду, а саме – схожості початкової фази, що передують фазі спалаху, R_{yy}^* мала б зростати раніше (хоча б на 10 точок). Початкова фаза $y_1(t)$ – незначний спад перед спалахом видно на рис. 2 в період 1980–1990 рр. Нами проведено виділення трендів та прогноз.

Розглянуто часовий ряд $y_1(t)$ – всі форми сифілісу. В якості даних взяті згладжені значення з табл. 2. Побудовано математичну модель тренду часового ряду. Для цього нами розглянуто 3 фази розвитку: початкова фаза; фаза спалаху; фаза затухання.

Результати показані на рис. 2–4.

Найкращі результати апроксимації показав поліноміальним методом при використанні полінома 5-го ступеня.

$$Y_{II}(t') = 0,6278 t'^5 - 17,841 t'^4 + 194,53 t'^3 - 950,28 t'^2 + 1355,9 t' + 6268,8 \quad (4)$$

де t' – відносний час, який розраховується по формулі $t' = t - 1980$.

Коефіцієнт детермінації $R^2 = 0,9999$, означає, що на даному відрізку часового ряду вираз (4) пояснює 99,99% дисперсії (помилка апроксимації становить 0,01%).

Для фази спалаху найкращі результати апроксимації показав поліноміальним методом при використанні полінома 3-го ступеня.

$$Y_C(t') = 254,6 t'^3 - 5666,2 t'^2 + 32437 t' + 11578 \quad (5)$$

де t' – відносний час, який розраховується по формулі $t' = t - 1994$.

Коефіцієнт детермінації $R^2 = 0,9935$, означає, що на даному відрізку часового ряду вираз (5) пояснює 99,35% дисперсії (помилка апроксимації становить 0,65%).

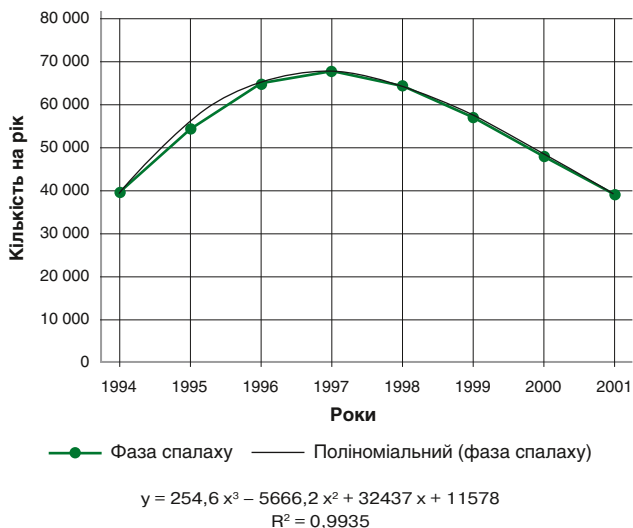


Рисунок 3. Результати апроксимації згладженого ряду $y_1(t)$ (фаза спалаху) поліноміальним методом

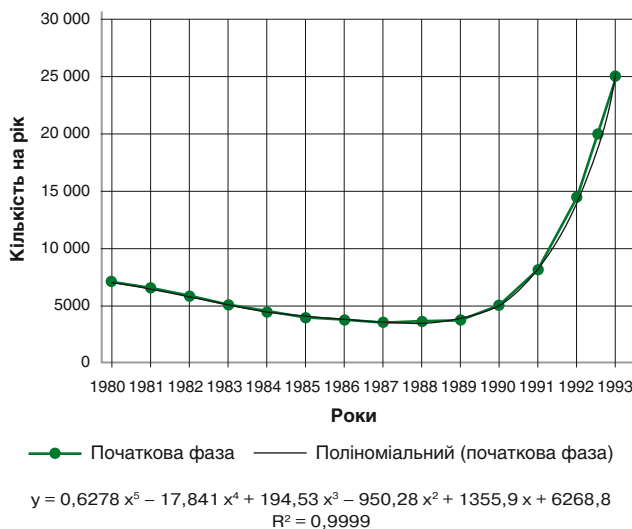


Рисунок 2. Результати апроксимації згладженого ряду $y_1(t)$ (початкова фаза) поліноміальним методом

Для фази затухання найкращі результати апроксимації показав метод експоненційного згладжування.

$$Y_3(t') = 37825 e^{-0,1685 t'} \quad (6)$$

де t' – відносний час, який розраховується по формулі $t' = t - 2002$.

Коефіцієнт детермінації $R^2 = 0,9956$, означає, що на даному відрізку часового ряду вираз (6) пояснює 99,56% дисперсії (помилка апроксимації становить 0,44%).

Це пояснюється тим, що часовий ряд на останніх 20 точках має виражений вид спадаючої експоненти. Експоненційну апроксимацію останніх 20 точок і використовуємо для прогнозування майбутніх значень. Результати наведені на рис. 4 та в табл. 3.

Але така висока точність апроксимації (і відповідно точність прогнозу) дійсна в тому випадку, що повторний спалах епідемії на період прогнозу мало ймовірний. Якщо

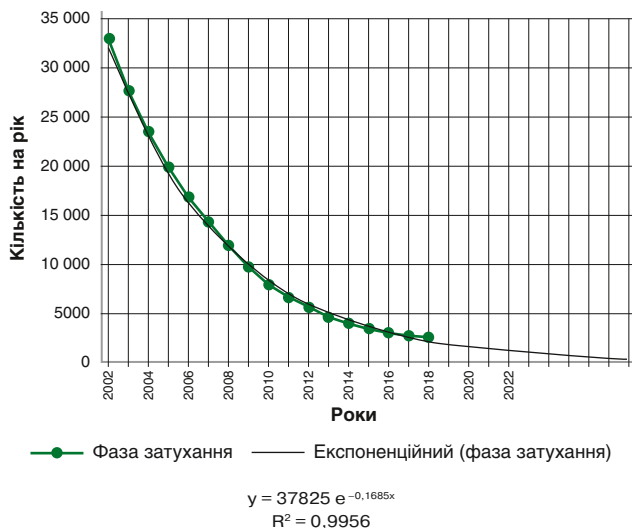


Рисунок 4. Результати апроксимації згладженого ряду $y_1(t)$ (фаза затухання) експоненціальним методом

Таблиця 3. Прогноз експоненційної моделі

Роки	2018	2019	2020	2021	2022	2023	2024	2025	2026	2027	2028
Прогноз $Y_3(t')$	2552,2	2156,4	1822,1	1539,5	1300,8	1099,1	928,6	784,6	662,9	560,2	473,3

реальні дані почнуть відхилятися від прогнозу (збільшаться хоча б до 10 000 випадків на рік, то можна фіксувати нову хвилю епідеміологічного процесу і для прогнозування її розвитку застосувати модель початкової фази (4).

В результаті виконання роботи вирішено актуальну науково-технічну задачу побудови системи прогнозу інфекційних захворювань на основі аналізу часових рядів.

Висновки

Таким чином, розроблені математичні моделі для аналізу трендів в наявних часових рядах, а також показано ефективність застосування експоненційного тренду на згасальній фазі епідемії сифілісу. Коефіцієнт детермінації R^2 , що дорівнює 0,9956, свідчить про те, що модель пояснює 99,56% дисперсії (помилка апроксимації становить лише 0,44%). Однак, необхідно враховувати, що така висока точність прогнозу дійсна лише у випадку низької ймовірності повторного спалаху епідемії сифілісу протягом періоду прогнозу. Якщо реальні дані

почнуть відхилятися від прогнозу, наприклад, у разі збільшення кількості випадків сифілісу до 10000 на рік, то може виникнути нова хвиля епідеміологічного процесу. Використання математичних моделей може бути корисним інструментом для прогнозування епідеміологічних процесів, але слід завжди пам'ятати про можливість непередбачуваних ситуацій, що можуть виникнути в майбутньому.

Тож, математичні моделі для аналізу трендів в часових рядах можуть стати корисним інструментом в медицині для прогнозування тенденцій розвитку епідеміологічних процесів та планування заходів з профілактики та контролю за захворюваннями. Використання математичних моделей може допомогти прогнозувати ризик поширення захворювання та вчасно вживати заходи для його запобігання. Крім того, аналіз трендів може стати корисним інструментом для моніторингу ефективності заходів по боротьбі з епідеміями та для оцінки їх впливу на здоров'я населення.

Список літератури

1. Соціально-епідеміологічна характеристика хворих на прихований пізній сифіліс / Г.М. Бондаренко, І.М. Нікітенко, О.А. Безрученко, Т.В. Губенко, В.В. Кутова, І.В. Калашнікова. *Дерматологія та венерологія*. 2020. № 3 (89). С. 33–38.
2. Allman E.S., Rhodes J.A. *Mathematical models in biology: an introduction*. Cambridge: Cambridge University Press. 2004. 342 p.
3. Andersen T. *Statistical analysis of time series*. New York: Wiley, 1994. 520 p.
4. Box G.E.P., Jenkins G.M., Reinsel G.C. *Time series analysis: Forecasting and Control*. 5th ed., John Wiley & Sons. 2015. 784 p.
5. European Centre for Disease Prevention and Control. *Annual Epidemiological Report 2016. Syphilis* [Internet]. Stockholm: ECDC. 2016. <http://ecdc.europa.eu/en/healthtopics/Syphilis/Pages/Annual-epidemiological-report-2016.aspx> (дата звернення 12.09.2018).
6. Murray J.D. *Mathematical methods in biology*. New York: Springer-Verland. 1989. 768 p.
7. Tanner M., Lipsitch M. Seasonality and infectious diseases. *The Lancet Infectious Diseases*, 2013. vol. 13. no. 6. P. 450–458.
8. Tran V.P., Fernheda P., O'Connor A. G. A dynamic factor model for time series classification. *Biometrika*. 2021. 108 (1). P. 173–189.

References

1. Socio-epidemiological characteristics of patients with latent late syphilis [Socio-epidemiological characteristics of patients with latent late syphilis] / H.M. Bondarenko, I.M. Nikitenko, O.A. Bezruchenko, T.V. Gubenko, V.V. Kutova, I.V. Kalashnikov. *Dermatology and venereology*. 2020; 3 (89): 33–38.
2. Allman E.S., Rhodes J.A. *Mathematical models in biology: an introduction*. Cambridge: Cambridge University Press. 2004: 342 p.
3. Andersen T. *Statistical analysis of time series*. New York: Wiley, 1994. 520 p.
4. Box G.E.P., Jenkins G.M., Reinsel G.C. *Time series analysis: Forecasting and Control*. 5th ed., John Wiley & Sons. 2015: 784 p.
5. European Centre for Disease Prevention and Control. *Annual Epidemiological Report 2016. Syphilis* [Internet]. Stockholm: ECDC. 2016. <http://ecdc.europa.eu/en/healthtopics/Syphilis/Pages/Annual-epidemiological-report-2016.aspx> (data zvernennia 12.09.2018).
6. Murray J.D. *Mathematical methods in biology*. New York: Springer-Verland. 1989: 768 p.
7. Tanner M., Lipsitch M. Seasonality and infectious diseases. *The Lancet Infectious Diseases*/ 2013; 13 (6): 450–458.
8. Tran V.P., Fernheda P., O'Connor A. G. A dynamic factor model for time series classification. *Biometrika*. 2021; 108(1): 173–189.

MODELING THE DEVELOPMENT OF EPIDEMIOLOGICAL PROCESSES USING THE EXAMPLE OF SYPHILITIC INFECTION

Bondarenko G.M.¹, Povoroznyuk A.I.², Nikitenko I.M.¹, Bezruchenko O.A.¹, Gubenko T.V.¹

¹SE «Institute of Dermatology and Venereology of the NAMS of Ukraine»

²National Technical University «Kharkiv Polytechnic Institute»

Abstract

Objective: Detection of trend, its analytical description and forecasting of time series for short-term and long-term periods for modeling the development of epidemiological processes in syphilitic infection.

Materials and methods: MATLAB application package was used to develop an automatic analysis system for time series monitoring of the development of epidemiological processes for their forecasting. The Financial Toolbox library was used to analyze time series.

Results: Mathematical models of trends were obtained for the existing time series, and the effectiveness of using an exponential trend in the declining phase of the syphilis epidemic was shown. The coefficient of determination $R^2 = 0.9956$ indicates that the model explains 99.56% of the variance (the approximation error is 0.44%). However, such high accuracy of approximation (and accordingly, forecast accuracy) is true only if a new outbreak of the epidemic is unlikely during the forecast period. If the real data start deviating from the forecast (increase to at least 10,000 cases per year), a new wave of the infection process can be detected.

Keywords: modeling, epidemiological processes, syphilis, time series forecasting.

Відомості про авторів

Бондаренко Гліб Михайлович – доктор медичних наук, професор, завідувач відділу інфекцій, що передаються статевим шляхом. ДУ «Інститут дерматології та венерології НАМН України», м. Харків; e-mail: bondarenko.kharkov@gmail.com

ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-0799-797X>

Поворознюк Анатолій Іванович – доктор технічних наук, професор, професор кафедри Обчислювальної техніки та програмування. Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут», м. Харків; e-mail: ai.povoroznjuk@gmail.com

ORCID ID: <http://orcid.org/0000-0003-2499-2350>

Нікітенко Інна Миколаївна – кандидат медичних наук, старший науковий співробітник відділу інфекцій, що передаються статевим шляхом. ДУ «Інститут дерматології та венерології НАМН України», м. Харків; e-mail: nikitenko.inna.n@gmail.com

ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0001-8315-7625>

Безрученко Олексій Анатолійович – кандидат медичних наук, лікар відділення венерології ДУ «Інститут дерматології та венерології НАМН України», м. Харків; e-mail: alekseybezruchenko71@gmail.com

ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0001-6436-4354>

Губенко Тетяна Володимирівна – кандидат медичних наук, молодший науковий співробітник відділу інфекцій, що передаються статевим шляхом. ДУ «Інститут дерматології та венерології НАМН України», м. Харків; e-mail: tanyagubenko63@gmail.com

ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0001-9442-0409>