

Вишневий С.В.

Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

Товкач І.О.

Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

Чмельов В.О.

Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

Черкас М.В.

Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

АЛГОРИТМ ГЕНЕРУВАННЯ ТЕКСТУР ЦИФРОВИХ ЗОБРАЖЕНЬ НА ОСНОВІ АВТОРЕГРЕСІЙНОЇ МОДЕЛІ ВИПАДКОВОГО ПОЛЯ

В статті проведено дослідження алгоритму генерування штучних текстур, який побудований на основі двовимірної авторегресійної моделі синтезу гаусівського випадкового поля. Визначення коефіцієнтів двовимірної авторегресійної моделі виконано через використання коефіцієнтів одновимірної авторегресійної моделі, які оцінюються в ході аналізу навчальної вибірки, розглядаючи пікселі що розміщені вздовж кожної із координат навчального однорідного текстурного зображення як реалізацію випадкового процесу, що дозволяє зменшити складність обчислювальних процедур по знаходженню параметрів двовимірної моделі порівняно із традиційним підходом. Дослідження працездатності алгоритму виконано в програмному середовищі MATLAB. В статті приведено згенеровані текстури для формування яких проводилося оцінювання коефіцієнтів моделі за даними реальних супутникових знімків земної поверхні. Представлено порівняння гістограм яскравості оригінальних та синтезованих текстур, виконано порівняння нормованих автокореляційних функцій та статистичних параметрів. Представлено коефіцієнти двовимірної авторегресійної моделі порядку (1,1), (2,2) та (3,3), які були визначені в ході аналізу навчальних даних та застосовані при генеруванні штучних зображень. Встановлено, що для текстур, кореляційні властивості яких узгоджуються із методикою визначення коефіцієнтів моделі, згенеровані зображення демонструють прийнятний рівень подібності до реальних текстур як при візуальному сприйнятті людиною так і за статистичними параметрами та характеристиками. Представлені результати можуть бути основою для розробки програмних засобів генерування текстур в цілях створення масиву штучних навчальних даних, що можуть бути використані для дослідження відповідних методів та алгоритмів аналізу зображень в рамках імітаційного та комп'ютерного моделювання спеціалізованих радіоелектронних систем, систем комп'ютерного зору, або в інших навчальних чи науково-практичних задачах.

Ключові слова: текстурне зображення, кореляція, коефіцієнти моделі, алгоритм, синтез текстури, гістограма.

Постановка проблеми. Цифрові зображення набули широкого використання в різноманітних напрямках науково-практичної діяльності. В багатьох радіоелектронних інформаційних системах отримані спостереження мають вид цифрових зображень [1]. Зображення, що реєструються в ході дистанційного зондування земної поверхні

за допомогою оптоелектронних систем космічного базування, застосовуються для екологічного моніторингу, для аналізу наслідків техногенних та природних катастроф, зокрема для виявлення пожеж та осередків займання [2]. Знімки, що отримуються засобами аерофотозйомки дають змогу вирішувати задачі, що пов'язані із карто-

графуванням відповідної території, застосовуючи до отриманих спостережень алгоритми сегментації та класифікації [3]. Зображення підстилаючої поверхні Землі можуть піддаватися подальшому аналізу в цілях вирішення задач землекористування, моніторингу за станом зелених насаджень та сільськогосподарських угідь, виявлення аномалій на ділянках спостереження тощо [4, 5]. Окрім знімків, що реєструються в оптичному діапазоні довжин хвиль, широко застосовується також радіолокаційний спосіб отримання зображень земної поверхні за допомогою радіолокатора із синтезованою апертурою [6]. Різноманітні об'єкти, які представлені на зображеннях, можуть характеризуватися текстурою, яка є не тільки важливою складовою зорового сприйняття, але також її властивості можуть враховуватися при автоматичній обробці спостережень відповідними методами. Перевагою зображень як форми представлення даних є їх висока інформативність, можливість окрім візуального аналізу людиною-оператором, також застосовувати алгоритми автоматичної обробки даних, забезпечуючи можливість опрацювання великих обсягів інформації.

Однією із важливих задач є генерування штучних текстур, наприклад, з метою відновлення чи реконструкції зображень, зокрема шляхом заміни спотворених областей, які характеризуються текстурою, на синтезовані текстурні фрагменти, що по своїм властивостям відповідають оригінальній текстурі [7–9]. Генерування текстур застосовується в комп'ютерній графіці та комп'ютерному моделюванні для текстурування об'єктів та надання їм відповідних візуальних властивостей, наприклад, в процесі моделювання рельєфу земної поверхні в цілях імітації функціонування відповідних радіотехнічних систем та ін. [10, 11]. Створення текстур може здійснюватися для формування масивів синтезованих зображень, які відіграють роль тестових або навчальних даних, в цілях дослідження функціонування методів їх обробки. Це актуально, наприклад, в умовах коли отримання реальних масивів зображень є неможливим або економічно недоцільним через високу вартість відповідних спостережень, що пропонуються комерційними постачальниками таких даних [12, 13]. Таким чином, задача генерування штучних текстур має важливе практичне значення, а алгоритми та методи, які забезпечують її вирішення, можуть застосовуватися в комп'ютерній графіці, в комп'ютерному моделюванні, в мультимедійних інформаційних системах та імітаційному моделюванні радіотехнічних

систем, які забезпечують обробку та аналіз даних у формі цифрових зображень.

Аналіз останніх досліджень і публікацій.

Беручи до уваги різноманіття текстур, які можуть бути присутні на зображеннях, а також враховуючи відмінності підходів, що реалізують рішення по генеруванню текстур, важко виділити єдиний універсальний спосіб, який би задовольняв всі вимоги. Для формування текстур все ширше застосовуються нейронні мережі, зокрема в цілях створення штучних супутникових знімків [14, 15]. В якості їх недоліку можна розглядати необхідність наявності великого масиву спостережень, які грають роль навчальної вибірки, а також високу обчислювальну складність, що може накладати додаткові вимоги на апаратне забезпечення. Інший підхід передбачає генерування текстурної області шляхом багаторазового відтворення деякого текстурного фрагменту, який являє собою базовий блок невеликих розмірів [16–18]. Такий спосіб може бути застосований для створення зображень, в яких текстура характеризується періодичністю своєї структури. Однак, при простому багаторазовому відтворенні обраного текстурного блоку, можуть виникати різкі переходи між фрагментами, тому даний клас методів ускладнюється застосуванням процедур, які забезпечують безшовний перехід між ними.

Деякі види текстур можуть бути адекватно представлені у вигляді реалізації випадкового поля із відповідними статистичними характеристиками. До прикладів таких текстур можна віднести ділянки лісів, водних поверхонь, сільськогосподарських полів тощо, які містяться на супутникових або аерофотознімках. Кореляційні властивості синтезованих текстурних областей є визначальними для їх візуального сприйняття, а генерування текстур може бути реалізовано за допомогою відповідної математичної моделі, яка дозволяє проводити обчислення значень відліків стаціонарного випадкового поля [19]. Деякі реальні текстури можуть бути описані гаусівським випадковим полем, для синтезу якого може застосовуватися авторегресійна модель [20, 21]. Одновимірна авторегресійна модель характеризується простотою реалізації, однак в безпосередньому своєму застосуванні дозволяє отримати лише дуже обмежений набір штучних текстур. Двовимірна авторегресійна модель порядку (1,1) для синтезу гаусівського випадкового поля із анізотропною двовимірною автокореляційною функцією, яка може бути подана у вигляді добутку одновимірних функцій автокореляції вздовж

кожної координати, характеризується простою визначення параметрів моделі. Аналогічна модель у варіанті реалізації для трьохвимірної випадку застосована в алгоритмі синтезу відеопослідовностей, що досліджується в [22]. Водночас згадана модель порядку (1,1) може бути недостатньою для створення текстур, які за своїми візуальними та кореляційними властивостями відповідають деякому класу реальних текстур, що спостерігаються на зображеннях. Загальноприйнята методика знаходження параметрів двовимірної авторегресійної моделі довільного порядку для генерування гаусівських випадкових полів, на автокореляційну функцію яких не накладаються вище зазначені обмеження, характеризується суттєво вищим рівнем складності обчислювальних процедур. В [23] описана методика визначення параметрів двовимірної авторегресійної моделі заданого порядку шляхом використання параметрів одновимірної моделі. Таке рішення може бути покладено в основу створення алгоритму генерування певного класу текстур, які за своїми властивостями незначно поступаються текстурам, що синтезовані двовимірною авторегресійною моделлю, параметри якої визначаються загальноприйнятим способом. Даний підхід дає змогу зменшити обчислювальну складність процедури знаходження параметрів двовимірної моделі, що може розглядатися його перевагою, незважаючи на обмеження, які пов'язані із спрощеним описом кореляційних властивостей згенерованого випадкового поля, що не дозволяє відтворювати складні просторові взаємозв'язки між його відліками. Параметри моделі обчислюються в ході аналізу оригінального текстурного зразка, покладаючи, що така текстура може бути адекватно подана як реалізація гаусівського випадкового поля.

Постановка завдання. Метою роботи є дослідження алгоритму генерування текстур, що побу-

дований на основі двовимірної авторегресійної моделі синтезу гаусівського випадкового поля, параметри якої оцінюються з урахуванням одновимірних моделей, які описують залежності відліків випадкового поля окремо вздовж кожної із координат. В рамках дослідження здійснюється аналіз відповідності синтезованих текстур реальним зразкам, які виступають в якості навчальних даних в ході проведення моделювання.

Виклад основного матеріалу. Представимо зображення, пікселі якого зберігають значення яскравості в градаціях сірого, у вигляді двовимірного масиву (рис. 1) [24]. Нумерація індексів рядків та стовпців починається з 0.

Позначимо через $I(n, m)$, $n=0, \dots, N-1$; $m=0, \dots, M-1$ відліки текстурного зображення розміром $N \times M$. В ході виконання алгоритму генерування текстури виникає необхідність в розрахунку значень для кожного відліку зображення. Процедура обчислення значення пікселя $I(k, l)$ буде передбачати врахування значень сусідніх пікселів, які розміщені в «минулому» по відношенню до поточного відліку. Кількість елементів, які приймають участь в процесі розрахунку значення поточного пікселя $I(k, l)$ буде визначатися порядком моделі. Наприклад, для порядку моделі (1,1), розрахунковий вираз, що застосовується для визначення $I(k, l)$ буде мати такий вигляд [20]:

$$I(k, l) = I(k, l-1)a(0, 1) + I(k-1, l)a(1, 0) + I(k-1, l-1)a(1, 1) + \sigma_w w(k, l), \quad (1)$$

де $a(0, 1)$, $a(1, 0)$, $a(1, 1)$ – коефіцієнти моделі, σ_w – середнє квадратичне відхилення (СКВ) гаусівського шуму; $w(k, l)$ – гаусівська випадкова величина $N(0, 1)$. Сформоване випадкове поле є центрованим, тобто його математичне сподівання дорівнює нулю. В разі необхідності до кожного відліку $I(n, m)$, $n=0, \dots, N-1$, $m=0, \dots, M-1$ може бути додана константа μ , яка відіграє роль середнього значення яскравості синтезованого текстурного

	0	1	...	$l-1$	l	...	$M-1$
0	$I(0, 0)$	$I(0, 1)$	...	$I(0, l-1)$	$I(0, l)$	...	$I(0, M-1)$
1	$I(1, 0)$	$I(1, 1)$	...	...	...	...	$I(1, M-1)$
...	...	...	$\ddots$	$\vdots$	$\vdots$	$\ddots$	$\vdots$
$k-1$	$I(k-1, 0)$	...	...	$I(k-1, l-1)$	$I(k-1, l)$	...	$I(k-1, M-1)$
k	$I(k, 0)$	...	...	$I(k, l-1)$	$I(k, l)$	...	$I(k, M-1)$
...	...	...	$\ddots$	$\vdots$	$\vdots$	$\ddots$	$\vdots$
$N-1$	$I(N-1, 0)$	$I(N-1, 1)$	...	$I(N-1, l-1)$	$I(N-1, l)$	...	$I(N-1, M-1)$

Рис. 1. Представлення зображення у вигляді двовимірного масиву

зображення. Для випадку генерування текстури із автокореляційною функцією виду $R(n, m) = \sigma_I \rho_v^{|n|} \rho_h^{|m|}$ (де σ_I – СКВ значень відліків текстури, ρ_v – коефіцієнт кореляції між відліками текстури вздовж стовпців; ρ_h – вздовж рядків) вираз (1) може бути записаний таким чином [22, 24]:

$$I(k, l) = I(k, l-1)\rho_h + I(k-1, l)\rho_v + I(k-1, l-1)(-\rho_h\rho_v) + \sigma_I \sqrt{(1-\rho_h^2)(1-\rho_v^2)}w(k, l). \quad (2)$$

Порівнюючи між собою вирази (2) та (1), видно, що коефіцієнти моделі для виразу (2) є такими: $a(0, 1) = \rho_h$, $a(1, 0) = \rho_v$, $a(1, 1) = -\rho_h\rho_v$, $\sigma_w = \sigma_I \sqrt{(1-\rho_h^2)(1-\rho_v^2)}$. Перевагою виразу (2) є простота визначення коефіцієнтів моделі, що можуть бути отримані на основі оціненої автокореляційної функції текстурного зразка або їх значення можуть бути обрані виходячи із необхідності забезпечення заданих коефіцієнтів кореляції вздовж відповідних координат для сформованої текстури. Однак, враховуючи, що синтезоване за допомогою виразу (2) зображення, характеризується анізотропною автокореляційною функцією, що візуально може проявлятися у вигляді сітчастої структури, яка стає більш помітною при наближенні значень коефіцієнтів кореляції ρ_v, ρ_h до 1 (наприклад, для випадку обрання значень для ρ_v, ρ_h із діапазону (0.95; 1)), то це може виступати обмежуючим фактором та розглядатися як недолік, оскільки не дозволяє згенерувати зображення, що наближаються по своїм візуальним властивостям до багатьох реальних текстур, які можуть бути описані у вигляді випадкового поля, наприклад, ділянки лісу або іншого виду рослинності на супутникових знімках тощо.

В загальному вигляді двовимірної авторегресійної моделі порядку (p_r, p_c) може бути записана таким чином [21]:

$$I(k, l) = \sigma_w w(k, l) + \sum_{i=0}^{p_r} \sum_{j=0}^{p_c} I(k-i, l-j) a(i, j). \quad (3)$$

Значення порядку моделі (p_r, p_c) визначає масив елементів, що розміщуються в попередніх рядках та стовпцях зображення в межах вікна відповідних розмірів у формі чвертьплощини, які впливають на формування поточного відліку згідно з моделлю (3). Коефіцієнти моделі $a(i, j)$, $i = 0, \dots, p_r$, $j = 0, \dots, p_c$ запишемо у вигляді елементів матриці **A** розміром $(1+p_r) \times (1+p_c)$:

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} a(0,0) & a(0,1) & \dots & a(0,p_c) \\ a(1,0) & a(1,1) & \dots & a(1,p_c) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a(p_r,0) & a(p_r,1) & \dots & a(p_r,p_c) \end{bmatrix}.$$

На рис. 2 показано яким чином коефіцієнти $a(i, j)$, що розміщуються в матриці **A**, взаємодіють через операцію множення із відповідними відліками текстури, що були вже сформовані на момент початку обчислення значення для відліку $I(k, l)$. При розрахунку значення $I(k, l)$ відповідно до схематичного представлення даного процесу на рис. 2, індекси i та j при виконанні операторів суми у виразі (3) не повинні одночасно дорівнювати 0. Таким чином, для форми запису згідно виразу (3), коефіцієнт моделі $a(0, 0)$ не враховується в обчислювальній процедурі. На рис. 2 для наочної ілюстрації процесу синтезу текстури представлено в загальному вигляді набір коефіцієнтів моделі для порядку моделі (1,1), (2,2), та для загального випадку (p_r, p_c) , що дозволяє продемонструвати основний принцип формування значення відліку, що розміщується на відповідній позиції в двовимірному масиві, який представляє собою цифрове зображення заданих розмірів.

Загалом, використання виразу (3) в алгоритмі генерування текстури, передбачає розрахунок коефіцієнтів моделі $a(i, j)$, $i = 0, \dots, p_r$, $j = 0, \dots, p_c$ та СКВ σ_w , що може бути виконано шляхом застосування алгоритму Юла-Уокера [21]. Однак, для двовимірної моделі, процедура розрахунку коефіцієнтів помітно ускладнюється порівняно із обчисленнями для одновимірного випадку. В [23] представлено підхід до визначення коефіцієнтів двовимірної авторегресійної моделі, який врахує коефіцієнти одновимірних моделей, що описують залежності відліків окремо вздовж рядків та окремо вздовж стовпців випадкового поля. Даний спосіб може бути покладений в основу створення алгоритму генерування текстури, який має перевагу в обчислювальній складності знаходження коефіцієнтів двовимірної моделі порівняно із традиційним підходом. При цьому для обраного порядку моделі штучні текстури по своїм кореляційним властивостям можуть дещо відрізнятися від зразків, які згенеровані за допомогою моделі (3), коефіцієнти якої знаходилися традиційним способом, використовуючи для цього оцінену по сталонному текстурному фрагменту двовимірну автокореляційну функцію. Однак, якщо такі відмінності є несуттєвими, то вигреш в обчислювальній складності може переважати недоліки при прийнятті рішення щодо доцільності застосування зазначеного підходу. Нижче в роботі шляхом моделювання досліджуються результати виконання алгоритму, побудованого на основі двовимірної авторегресійної моделі, коефіцієнти якої визначаються згідно зазначеної методики.

...	...	...	...	...	...	...
...	$I(k-p_r, l-p_c)$ $a(p_r, p_c)$	...	$I(k-p_r, l-2)$ $a(p_r, 2)$	$I(k-p_r, l-1)$ $a(p_r, 1)$	$I(k-p_r, l)$ $a(p_r, 0)$	...
...	...	...	...	...	...	...
...	$I(k-2, l-p_c)$ $a(2, p_c)$	...	$I(k-2, l-2)$ $a(2, 2)$	$I(k-2, l-1)$ $a(2, 1)$	$I(k-2, l)$ $a(2, 0)$	...
...	$I(k-1, l-p_c)$ $a(1, p_c)$	...	$I(k-1, l-2)$ $a(1, 2)$	$I(k-1, l-1)$ $a(1, 1)$	$I(k-1, l)$ $a(1, 0)$	...
...	$I(k, l-p_c)$ $a(0, p_c)$	...	$I(k, l-2)$ $a(0, 2)$	$I(k, l-1)$ $a(0, 1)$	$I(k, l)$ $a(0, 0)$	...
...	...	...	...	...	...	...

Рис. 2. Схематичне представлення відліків, що враховуються при обчисленні значення поточного пікселя, в залежності від порядку моделі

Алгоритм генерування текстури реалізується виконанням таких кроків:

Крок 1. Зчитування вхідного еталонного текстурного зразка. Покладається що, еталонний (начальний) текстурний фрагмент представляє собою однорідне зображення в градаціях сірого. Зчитане зображення зберігається в двовимірному масиві (рис. 1). Обчислюється середнє значення яскравості μ_t та СКВ σ_t .

Крок 2. Оцінювання одновимірних автокореляційних функцій для визначення кореляційних властивостей елементів вхідного зображення окремо вздовж рядків та окремо вздовж стовпців. Позначимо автокореляційну функцію, що відображає кореляційні властивості елементів вздовж рядків текстури $R_x(t)$, а вздовж стовпців – $R_y(t)$. Ці функції надалі використовуються в процедурі визначення параметрів моделі.

Крок 3. Обчислення коефіцієнтів одновимірної авторегресійної моделі заданого порядку. Покладаючи, що відліки текстури, які розміщені вздовж рядків, представляють собою реалізацію одновимірного випадкового процесу, скористаємось для його опису одновимірною авторегресійною моделлю порядку p_c , яка може бути записана за допомогою виразу [26]:

$$x(t) = \sigma_1 \varepsilon(t) + \sum_{j=1}^{p_c} x(t-j) a_c(j), \quad (4)$$

де σ_1 – СКВ шуму; $\varepsilon(t)$ – гаусівська випадкова величина $N(0,1)$; $a_c(j)$, $j=1, \dots, p_c$ – коефіцієнти моделі, які можуть бути обчислені за допомогою алгоритму Юла-Уокера, що передбачає вирішення системи рівнянь, яка може бути записана у векторно-матричній формі [26]:

$$\mathbf{B} = \mathbf{C} \times \mathbf{D}, \quad (5)$$

де вектор-стовпець $\mathbf{B}$, матриця $\mathbf{C}$ та вектор-стовпець $\mathbf{D}$ мають такий вигляд:

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} R_x(1) \\ R_x(2) \\ \vdots \\ R_x(p_c) \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} R_x(0) & R_x(1) & \dots & R_x(p_c-1) \\ R_x(1) & R_x(0) & \dots & R_x(p_c-2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ R_x(p_c-1) & R_x(p_c-2) & \dots & R_x(0) \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{D} = \begin{bmatrix} a_c(1) \\ a_c(2) \\ \vdots \\ a_c(p_c) \end{bmatrix}.$$

Коефіцієнти $a_c(j)$, $j=1, \dots, p_c$, що розміщуються у векторі-стовпці $\mathbf{D}$, можуть бути знайдені таким чином [26]:

$$\mathbf{D} = \mathbf{C}^{-1} \times \mathbf{B}. \quad (6)$$

СКВ гаусівського білого шуму σ_1 може бути обчислено так: $\sigma_1 = \sqrt{R_x(0) - \mathbf{B}^T \mathbf{D}}$, однак на наступних кроках σ_1 не застосовується.

Аналогічним чином, використовуючи відліки автокореляційної функції $R_y(t)$, відбувається визначення коефіцієнтів $a_r(i)$, $i=1, \dots, p_r$ одновимірної авторегресійної моделі порядку p_r , яка застосовується для опису одновимірного випадкового процесу, реалізацією якого розглядаються пікселі, що розміщені вздовж стовпців текстурного зображення [26]:

$$y(t) = \sigma_2 \varepsilon(t) + \sum_{i=1}^{p_r} y(t-i) a_r(i). \quad (7)$$

Значення порядків p_c p_r одновимірних моделей (4) та (7) можуть бути визначені при аналізі

відліків рядків та стовпців вхідного навчального зображення, обравши для цього відповідну методику. В даній роботі під час моделювання, їх значення обиралися довільно, з метою демонстрації впливу величин порядків p_c та p_r на візуальні властивості текстури, яка генерується в ході дослідження результатів виконання алгоритму.

Крок 4. Розрахунок параметрів, на основі яких виконується обчислення коефіцієнтів двовимірної авторегресійної моделі. В роботі [23] представлено окремий випадок авторегресійної моделі випадкового поля, а саме модель з кратними коренями. Коефіцієнти такої моделі для одновимірного випадку можуть бути визначені на основі коефіцієнтів $a_c(1)$ та $a_r(1)$, які були обраховані на попередньому кроці. Зазначені коефіцієнти, які необхідно розрахувати, позначимо як $\tilde{a}_c(j)$, $j=0, \dots, p_c$ та $\tilde{a}_r(i)$, $i=0, \dots, p_r$. Для їх обчислення треба попередньо визначити параметри r_c та r_r [23]:

$$r_c = a_c(1) / p_c; \quad (8)$$

$$r_r = a_r(1) / p_r. \quad (9)$$

Після обрахунку за допомогою виразів (8) та (9) параметрів r_c , r_r , згідно з методикою [23], виконується визначення коефіцієнтів $\tilde{a}_c(j)$, $\tilde{a}_r(i)$:

$$\tilde{a}_c(j) = (-1)^{j+1} \binom{p_c}{j} r_c^j, \quad j=0, \dots, p_c; \quad (10)$$

$$\tilde{a}_r(i) = (-1)^{i+1} \binom{p_r}{i} r_r^i, \quad i=0, \dots, p_r, \quad (11)$$

де $\binom{p_c}{j} = \frac{p_c!}{j!(p_c-j)!}$, $\binom{p_r}{i} = \frac{p_r!}{i!(p_r-i)!}$, символ «!» позначає факторіал.

Також необхідно обчислити параметри, які позначимо як $\tilde{b}_c$ та $\tilde{b}_r$. Вони будуть застосовуватися при розрахунку СКВ адитивного гаусівського білого шуму, який використовується в двовимірній моделі. Вказані параметри можуть бути визначені таким чином [23]:

$$\tilde{b}_c = \sqrt{\frac{(1-r_c^2)^{2p_c-1}}{\sum_{k=0}^{p_c-1} \left(\binom{p_c-1}{k} \times r_c^k \right)^2}}; \quad (12)$$

$$\tilde{b}_r = \sqrt{\frac{(1-r_r^2)^{2p_r-1}}{\sum_{k=0}^{p_r-1} \left(\binom{p_r-1}{k} \times r_r^k \right)^2}}; \quad (13)$$

де $\binom{p_c-1}{k} = \frac{(p_c-1)!}{k!(p_c-1-k)!}$, $\binom{p_r-1}{k} = \frac{(p_r-1)!}{k!(p_r-1-k)!}$.

Крок 5. Обчислення коефіцієнтів $\tilde{a}(i, j)$, $i=0, \dots, p_r$, $j=0, \dots, p_c$. Нехай вказані коефіцієнти зберігаються у двовимірному масиві. Представимо цей масив у вигляді матриці $\tilde{\mathbf{A}}$:

$$\tilde{\mathbf{A}} = \begin{bmatrix} \tilde{a}(0,0) & \tilde{a}(0,1) & \dots & \tilde{a}(0,p_c) \\ \tilde{a}(1,0) & \tilde{a}(1,1) & \dots & \tilde{a}(1,p_c) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \tilde{a}(p_r,0) & \tilde{a}(p_r,1) & \dots & \tilde{a}(p_r,p_c) \end{bmatrix}.$$

Елементи матриці $\tilde{\mathbf{A}}$ обчислюються на основі коефіцієнтів $\tilde{a}_c(j)$, $j=0, \dots, p_c$ та $\tilde{a}_r(i)$, $i=0, \dots, p_r$, що визначені на попередньому кроці. Нехай дані коефіцієнти записані у векторі-рядку $\tilde{\mathbf{A}}_c = (\tilde{a}_c(0), \tilde{a}_c(1), \dots, \tilde{a}_c(p_c))$ та векторі-рядку $\tilde{\mathbf{A}}_r = (\tilde{a}_r(0), \tilde{a}_r(1), \dots, \tilde{a}_r(p_r))$. Тоді процедура визначення елементів матриці $\tilde{\mathbf{A}}$ у векторно-матричній формі буде мати наступний вигляд (причому, беручи до уваги варіант запису математичного виразу для двовимірної авторегресійної моделі (3), з метою правильного формування знаку коефіцієнтів $\tilde{a}(i, j)$, необхідно результат множення $\tilde{\mathbf{A}}_r^T$ на $\tilde{\mathbf{A}}_c$ також помножити на (-1) , як це показано в наступному виразі):

$$\tilde{\mathbf{A}} = (-1) \times \tilde{\mathbf{A}}_r^T \times \tilde{\mathbf{A}}_c. \quad (14)$$

На основі параметрів $\tilde{b}_c$ та $\tilde{b}_r$ обчислюється параметр $\tilde{b}$ [23]:

$$\tilde{b} = \tilde{b}_c \times \tilde{b}_r. \quad (15)$$

Крок 6. Синтез текстури. З урахуванням введених позначень, вираз (3) для процедури генерування відліків текстури, може бути переписаний так:

$$\tilde{I}(k, l) = \tilde{\sigma}_w w(k, l) + \sum_{i=0}^{p_r} \sum_{j=0}^{p_c} \tilde{I}(k-i, l-j) \tilde{a}(i, j), \quad (16)$$

де $\tilde{\sigma}_w = \sigma_l \times \tilde{b}$, значення σ_l оцінювалося на кроці 1; випадкова величина $w(k, l) = N(0, 1)$ може бути згенерована за допомогою генератора незалежних гаусівських випадкових величин; індекси i та j в операторі суми не повинні обидва одночасно дорівнювати нулю згідно рис. 2, таким чином у виразі (16) коефіцієнт $\tilde{a}(0, 0)$ не враховується; змінюючи значення індексу k в межах $0, \dots, N-1$ та індексу l в межах $0, \dots, M-1$ виконується генерування всіх відліків текстури, що представляє собою зображення із кількістю рядків N та кількістю стовпців M . Згідно із рис. 2, в ході обчислення значень пікселів, що розміщуються в рядках із індексами від 0 до $p_r - 1$, а також пікселів, що розміщуються в стовпцях з індексами від 0 до $p_c - 1$, в операторі суми у виразі (16) виникають відліки $\tilde{I}$ з від'ємними індексами, таким чином це треба враховувати, при цьому такі відліки можуть покладатися рівними 0, що представляє собою граничні умови. Модель, яка описується виразом (16), дозволяє генерувати центроване однорідне гаусівське випадкове поле із СКВ $\tilde{\sigma}_l$. Для отримання текстури, яка повинна мати середнє

значення яскравості, що і вхідне навчальне текстурне зображення, на основі аналізу якого обчислювалися коефіцієнти моделі (16), необхідно до кожного відліку $\tilde{I}$ додати значення параметру μ_r , який був оцінений на кроці 1.

Дослідження алгоритму проводилося в MATLAB. Вхідна текстура, на основі якої обчислювалися коефіцієнти моделі, представляє собою зображення в градаціях сірого, значення пікселів якого знаходяться в межах $0 \dots 255$. Зображення зчитувалося функцією `imread()`. Шляхом використання функції `im2double()` виконувалося приведення значень пікселів із діапазону $0 \dots 255$ до діапазону $0 \dots 1$, типу даних `double`. Після проведення вказаних перетворень виконувалися описані вище кроки алгоритму.

На рис. 3,а приведено тестові еталонні текстурні фрагменти, що представляють собою ділянки на знімках, які отримані в оптичному діапазоні довжин хвиль в системі дистанційного зондування земної поверхні [27]. *Зображення 1* – ділянка лісу; *Зображення 2* – ділянка рівнинної місцевості; *Зображення 3* – ділянка низькоповерхової забудови; *Зображення 4* – ділянка густої рослинності. Під кожним зображенням приведена його гістограма. В табл. 1 для кожного зображення вказано μ_r та σ_r .

На рис. 3,б приведено результати генерування текстур для порядку моделі (1,1). В табл. 1 у відповідному стовпці представлено обчислені коефіцієнти моделі, що уміщені в матриці $\tilde{A}$ (значення округлені до 3-х знаків після коми), і надано розраховане значення СКВ гаусівського шуму $\tilde{\sigma}_w$, також приведено середнє значення яскравості згенерованого текстурного фрагменту, що позначене як $\tilde{\mu}_r$, а також СКВ $\tilde{\sigma}_r$, які були оцінені по синтезованому зображенні, з метою порівняння відповідних статистичних параметрів згенерованої та оригінальної текстури. Враховуючи, що зображення, які отримані для порядку моделі (1,1), характеризуються автокореляційною функцією, яка має виражену анізотропність, що проявляється в помітно вищій кореляції пікселів вздовж рядків та стовпців, аніж діагональних елементів, то візуально це впливає на появу сітчастої структури на зображенні, що в багатьох випадках може вважатися недоліком, тому є доцільним використання моделі вищого порядку.

В табл. 1 в стовпці (2,2) містяться дані, що отримані в ході моделювання при покладанні порядку моделі рівним (2,2). Зображення, які згенеровані для цього випадку, на рис. 3 не приведені.

На рис. 3,в показано синтезовані текстури для порядку моделі (3,3) та їх гістограми. В табл. 1

у відповідному стовпці приведено значення коефіцієнтів моделі, а також $\tilde{\mu}_r$ та $\tilde{\sigma}_r$. Для кожного вхідного еталонного текстурного фрагменту та кожного згенерованого зображення, яке формувалося при покладанні порядку моделі (3,3), оцінювалась двовимірною автокореляційною функцією $R(n,m)$ з метою аналізу кореляційних властивостей зображень. На рис. 3,г наведено одновимірні зрізи нормованої двовимірної автокореляційної функції: горизонтальний зріз $R(0,m)$, $m=0, \dots, 20$ відображає кореляцію вздовж рядків, вертикальний зріз $R(n,0)$, $n=0, \dots, 20$ характеризує кореляційні властивості вздовж стовпців. Крива 1 відповідає оригінальній текстурі, а крива 2 – синтезованій текстурі.

Отримані результати дають змогу провести оцінку відповідності статистичних параметрів, форми гістограми, кореляційних властивостей оригінальних та згенерованих текстур, а також їхню візуальну подібність при сприйнятті людиною. Важливим етапом процедури синтезу текстур є вибір порядку моделі, який суттєво впливає на формування зображень та їхню відповідність еталонним навчальним зразкам.

На рис. 4 представлено приклади оригінальних текстур (*Зображення 5* та *Зображення 6*), що отримані в системі дистанційного зондування за допомогою радіолокатора із синтезованою апертурою (РСА) [28]. Приведено зрізи нормованої двовимірної автокореляційної функції (крива 1 – еталонна текстура, 2 – штучна текстура). Незважаючи на відмінності у формі гістограми для зображень на рис. 4,а, їхні кореляційні функції та візуальне відображення залишаються близькими, що дозволяє застосовувати обрану модель для відтворення просторової структури такого виду текстур. Текстури на рис. 4,б добре узгоджуються як по розподілу значень яскравості так і по кореляційним властивостям та статистичним параметрам.

В табл. 2 представлено коефіцієнти моделі, які отримані в ході аналізу оригінальних текстур, що приведені на рис. 4, при покладанні порядку моделі (1,1), (2,2) та (3,3).

Висновки. Генерування текстур має важливе практичне значення в різноманітних сферах, що охоплюють обробку та аналіз цифрових зображень. В роботі проведено дослідження алгоритму генерування текстур, який побудований на використанні двовимірної авторегресійної моделі, коефіцієнти якої обчислюються на основі коефіцієнтів одновимірної авторегресійної моделі, що визначаються в ході аналізу окремо відліків рядків та стовпців

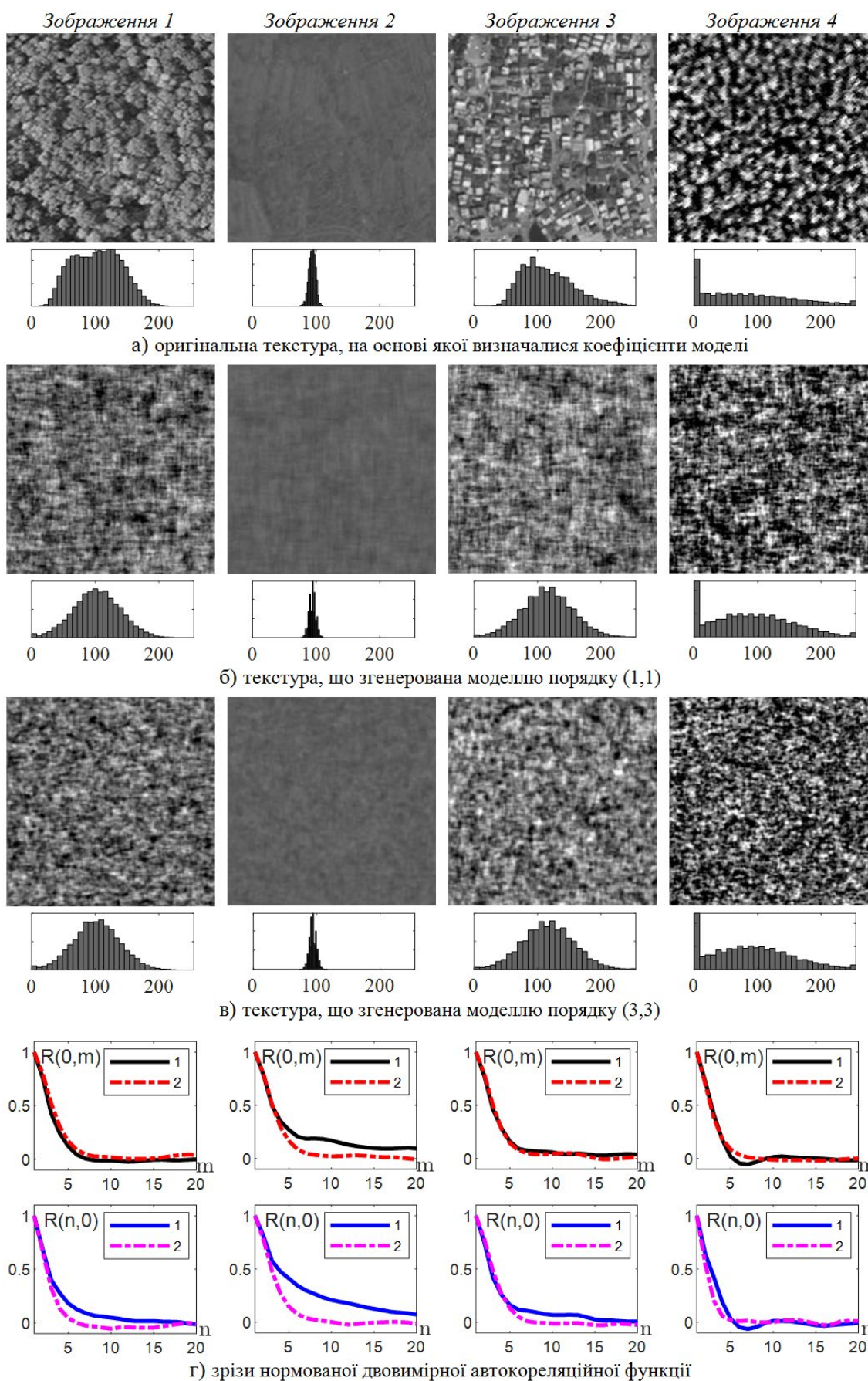


Рис. 3. Результати генерування текстур супутникових зображень

Коефіцієнти моделі для генерування текстур супутникових зображень

Зобр. №	Порядок моделі (p_r, p_c)		
	(1,1)	(2,2)	(3,3)
1	Вхідне зображення: $\mu_I = 0,401$ $\sigma_I = 0,147$		
	Згенероване зображення: $\tilde{\mu}_I = 0,400$ $\tilde{\sigma}_I = 0,146$ Матриця $\tilde{A}$: -1,000 0,763 0,689 -0,526 $\tilde{\sigma}_w = 0,069$	Згенероване зображення: $\tilde{\mu}_I = 0,406$ $\tilde{\sigma}_I = 0,146$ Матриця $\tilde{A}$ -1,000 1,037 -0,269 0,785 -0,814 0,211 -0,154 0,160 -0,041 $\tilde{\sigma}_w = 0,059$	Згенероване зображення: $\tilde{\mu}_I = 0,399$ $\tilde{\sigma}_I = 0,145$ Матриця $\tilde{A}$ -1,000 1,109 -0,410 0,051 0,801 -0,888 0,328 -0,040 -0,214 0,237 -0,088 0,011 0,019 -0,021 0,008 -0,001 $\tilde{\sigma}_w = 0,059$
2	Вхідне зображення: $\mu_I = 0,368$ $\sigma_I = 0,021$		
	Згенероване зображення: $\tilde{\mu}_I = 0,369$ $\tilde{\sigma}_I = 0,021$ Матриця $\tilde{A}$: -1,000 0,783 0,809 -0,634 $\tilde{\sigma}_w = 0,008$	Згенероване зображення: $\tilde{\mu}_I = 0,368$ $\tilde{\sigma}_I = 0,021$ Матриця $\tilde{A}$: -1,000 1,028 -0,264 0,992 -1,019 0,262 -0,246 0,253 -0,065 $\tilde{\sigma}_w = 0,007$	Згенероване зображення: $\tilde{\mu}_I = 0,368$ $\tilde{\sigma}_I = 0,021$ Матриця $\tilde{A}$: -1,000 1,101 -0,404 0,049 1,051 -1,157 0,425 -0,052 -0,368 0,405 -0,149 0,018 0,043 -0,047 0,017 -0,002 $\tilde{\sigma}_w = 0,007$
3	Вхідне зображення: $\mu_I = 0,452$ $\sigma_I = 0,158$		
	Згенероване зображення: $\tilde{\mu}_I = 0,450$ $\tilde{\sigma}_I = 0,155$ Матриця $\tilde{A}$ -1,000 0,769 0,744 -0,572 $\tilde{\sigma}_w = 0,067$	Згенероване зображення: $\tilde{\mu}_I = 0,447$ $\tilde{\sigma}_I = 0,154$ Матриця $\tilde{A}$ -1,000 1,014 -0,257 0,969 -0,983 0,249 -0,235 0,238 -0,060 $\tilde{\sigma}_w = 0,054$	Згенероване зображення: $\tilde{\mu}_I = 0,456$ $\tilde{\sigma}_I = 0,160$ Матриця $\tilde{A}$ -1,000 1,066 -0,379 0,045 1,027 -1,095 0,389 -0,046 -0,352 0,375 -0,133 0,016 0,040 -0,043 0,015 -0,002 $\tilde{\sigma}_w = 0,055$
4	Вхідне зображення: $\mu_I = 0,332$ $\sigma_I = 0,269$		
	Згенероване зображення: $\tilde{\mu}_I = 0,344$ $\tilde{\sigma}_I = 0,266$ Матриця $\tilde{A}$: -1,000 0,718 0,638 -0,458 $\tilde{\sigma}_w = 0,144$	Згенероване зображення: $\tilde{\mu}_I = 0,333$ $\tilde{\sigma}_I = 0,266$ Матриця $\tilde{A}$ -1,000 0,873 -0,191 0,621 -0,542 0,118 -0,096 0,084 -0,018 $\tilde{\sigma}_w = 0,147$	Згенероване зображення: $\tilde{\mu}_I = 0,339$ $\tilde{\sigma}_I = 0,266$ Матриця $\tilde{A}$ -1,000 0,859 -0,246 0,023 0,625 -0,537 0,154 -0,015 -0,130 0,112 -0,032 0,003 0,009 -0,008 0,002 -0,000 $\tilde{\sigma}_w = 0,155$

зображення, розглядаючи їх як реалізації одновимірного випадкового процесу. Такий підхід дозволяє полегшити процедуру визначення коефіцієнтів двовимірної моделі, однак вказане спрощення призводить до втрати частини просторової інформації, що обмежує можливості алгоритму по синтезу певних класів текстур, якими можуть характеризуватися об'єкти на реальних зображеннях.

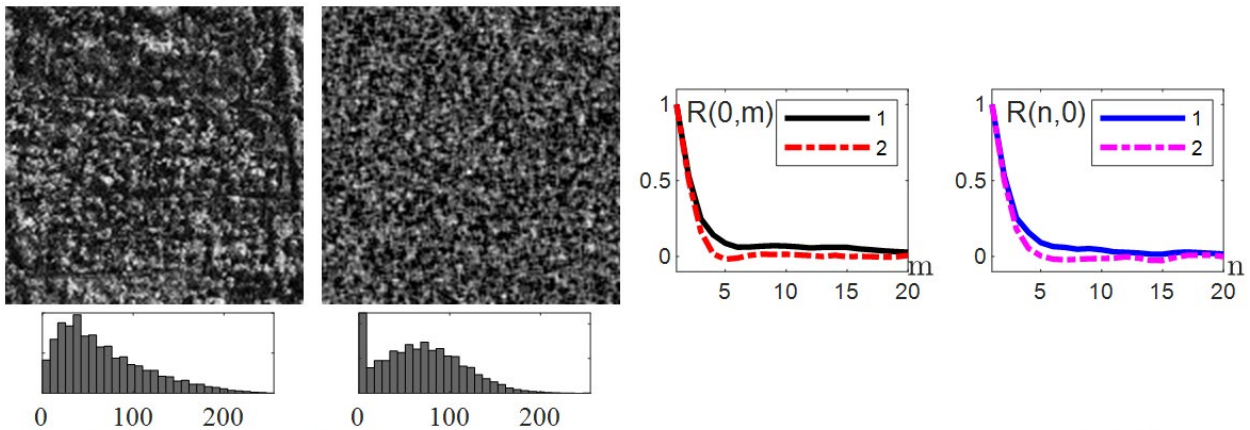
Результати моделювання в програмному середовищі MATLAB демонструють працездатність та можливості алгоритму на прикладі синтезу окремих текстур супутникових знімків земної поверхні. Отримані результати можуть бути використані

для створення програмного інструментарію синтезу штучних текстур, зокрема для формування навчальних вибірок у задачах обробки зображень, імітаційного моделювання та тестування і дослідження відповідних методів та алгоритмів.

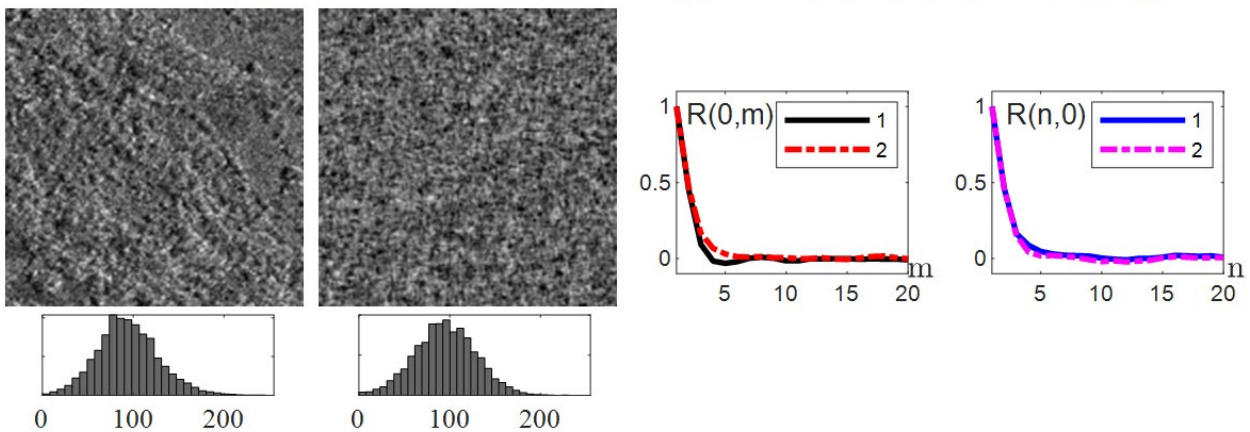
Напрямок подальших досліджень передбачає проведення порівняльного аналізу алгоритмів синтезу текстур, побудованих на застосуванні математичних моделей, та рішень, що ґрунтуються на технології машинного навчання та нейронних мереж, з метою виявлення основних переваг, недоліків та особливостей функціонування відповідних підходів по генеруванню штучних текстур.

Коефіцієнти моделі для генерування текстур RSA зображень

Зобр. №	Порядок моделі (p, p_c)		
	(1,1)	(2,2)	(3,3)
5	Вхідне зображення: $\mu_I = 0,332$ $\sigma_I = 0,269$		
	Згенероване зображення: $\tilde{\mu}_I = 0,268$ $\tilde{\sigma}_I = 0,191$ Матриця $\tilde{A}$ -1,000 0,529 0,534 -0,282 $\tilde{\sigma}_w = 0,136$	Згенероване зображення: $\tilde{\mu}_I = 0,268$ $\tilde{\sigma}_I = 0,186$ Матриця $\tilde{A}$ -1,000 0,551 -0,076 0,556 -0,306 0,042 -0,077 0,043 -0,006 $\tilde{\sigma}_w = 0,139$	Згенероване зображення: $\tilde{\mu}_I = 0,260$ $\tilde{\sigma}_I = 0,190$ Матриця $\tilde{A}$ -1,000 0,553 -0,102 0,006 0,558 -0,309 0,057 -0,003 -0,104 0,057 -0,011 0,001 0,006 -0,004 0,001 -0,000 $\tilde{\sigma}_w = 0,140$
6	Вхідне зображення: $\mu_I = 0,370$ $\sigma_I = 0,131$		
	Згенероване зображення: $\tilde{\mu}_I = 0,370$ $\tilde{\sigma}_I = 0,133$ Матриця $\tilde{A}$ -1,000 0,452 0,463 -0,209 $\tilde{\sigma}_w = 0,104$	Згенероване зображення: $\tilde{\mu}_I = 0,372$ $\tilde{\sigma}_I = 0,131$ Матриця $\tilde{A}$: -1,000 0,516 -0,067 0,493 -0,254 0,033 -0,061 0,031 -0,004 $\tilde{\sigma}_w = 0,101$	Згенероване зображення: $\tilde{\mu}_I = 0,373$ $\tilde{\sigma}_I = 0,130$ Матриця : -1,000 0,516 -0,089 0,005 0,496 -0,256 0,044 -0,003 -0,082 0,042 -0,007 0,000 0,005 -0,002 0,000 -0,000 $\tilde{\sigma}_w = 0,102$



а) Зображення 5. Оригінальна текстура та згенерована текстура (порядок моделі (3,3))



б) Зображення 6. Оригінальна текстура та згенерована текстура (порядок моделі (3,3))

Рис. 4. Результати генерування текстур RSA зображень

Список літератури:

1. Sampath M., Akramkhan M., Vaishnav A., Venkatraman N. Overview of Digital Image Processing and Its Real-World Applications. *International Journal of Recent Development in Computer Technology & Software Applications*. 2024. Vol. 8. No. 1. P. 68–75.
2. Сергєєва К.Л. Автоматичний аналіз космічних зображень териконів. *Вісник Вінницького політехнічного інституту*. 2015. № 3. С. 43–49.
3. Розумовський М., Крошній І. Сегментація та класифікація зображень з використанням SLIC Superpixel у лісовому середовищі. *Вісник Хмельницького національного університету: Технічні науки*. 2024. Т. 345. № 6(2). С. 69–73.
4. Мокін В.Б., Грузман Д.М., Довгополук С.О., Лотоцький А.О. Системний аналіз розмірів фрагмента зображень аерофотозйомки сільськогосподарських угідь для пошуку аномалій у них методами машинного навчання. *Вісник Вінницького політехнічного інституту*. 2019. № 3. С. 75–85.
5. Жултинська А. Виявлення аномалій в даних повітряного спостереження за допомогою сплайн-моделей. *Політ. Сучасні проблеми науки : тези доп. XXV міжн. наук.-практ. конф. зд. вищ. осв. і мол. учених, Київ, 1–4 квіт. 2025. Київ, 2025. С. 160–161.*
6. Cruz H., Vestias M., Monteiro J., Neto H., Duarte R.P. A Review of Synthetic-Aperture Radar Image Formation Algorithms and Implementations: A Computational Perspective. *Remote Sensing*. 2022. No. 14(5) 1258. P. 1–30.
7. Park J., Cho Y.K., Kim S. Deep learning-based UAV image segmentation and inpainting for generating vehicle-free orthomosaic. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. 2022. Vol. 115. P. 1–11.
8. Qureshi M.A., Deriche M., Beghdadi A., Amin A. A critical survey of state-of-the-art image inpainting quality assessment metrics. *Journal of Visual Communication and Image Representation*. 2017. Vol. 49. P. 177–191.
9. Melnychenko A.S., Vodolazskiy Ye. V. Texture missing parts generation based on image statistical analysis. *Cybernetics and Computer Engineering*. 2023. No. 4(214). P. 40–53.
10. Ferraris J., Gatzidis C., Tian F. Automating Terrain Texturing in Real-Time Using a Rule-Based Approach. *The International Journal of Virtual Reality*. 2010. Vol. 9. No. 4. P. 21–28.
11. Приставка П.О., Нічиков Є.П. Інформаційна технологія моделювання рельєфу місцевості із прив'язкою даних аерокосмічної фотозйомки. *Наукові технології*. 2012. № 3(15). С. 52–57.
12. Пелешак Р., Копач Б., Пелешак І. Генерація супутникових зображень на основі тексту за допомогою нейронної мережі GAN поєднаної з трансформером SBERT. *Вісник Хмельницького національного університету: Технічні науки*. 2025. Т. 349. № 2. С. 358–363.
13. Mansourifar H., Moskovitz A., Klingensmith B., Mintas D., Simske S.J. GAN-Based Satellite Imaging: A Survey on Techniques and Applications. *IEEE Access*. 2022. Vol. 10. P. 118123–118140.
14. Marin J., Escalera S. SSSGAN: Satellite Style and Structure Generative Adversarial Networks. *Remote Sensing*. 2021. No. 13. P. 1–23.
15. Abady L., Barni M., Garzelli A., Tondi B. Generation of synthetic generative adversarial network-based multispectral satellite image with improved sharpness. *Journal of Applied Remote Sensing*. 2024. Vol. 18(1). P. 1–28.
16. Barnes C., Zhang F. A survey of the state-of-the-art in patch-based synthesis. *Computational Visual Media*. 2017. Vol. 3. No. 1. P. 3–20.
17. Akl A., Yaacoub C., Donias M., Da Costa J.-P., Germain C. A survey of exemplar-based texture synthesis methods. *Computer Vision and Image Understanding*. 2018. Vol. 172. P. 12–24.
18. Chen H., Liu J., Chen W., Liu S., Zhao Y. Exemplar-based Pattern Synthesis with Implicit Periodic Field Network. *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) : proceedings*. New Orleans, 18–24 Jun. 2022. New Orleans, 2022. P. 3698–3707.
19. Завгородній В.В., Завгородня Г.А., Демченко І.В., Крамаренко К.С., Шевченко І.О., Юрченко А.В. Метод створення штучних текстур із заданими параметрами. *Вчені записки Таврійського національного університету імені В.І. Вернадського. Серія: Технічні науки*. 2022. Т. 33(72). № 2. С. 86–90.
20. Chen Ch., Chen C. Texture Synthesis: A Review and Experiments. *Journal of Information Science and Engineering*. 2003. Vol. 19. № 2. P. 371–380.
21. Vaishali D., Ramesh R., Anita Christaline J. 2 D autoregressive model for texture analysis and synthesis. *International Conference on Communication and Signal Processing : proceedings*. 2014. P. 1135–1139.
22. Вишневий С.В., Журба А.В. Синтез відеопослідовностей, що містять однорідну текстуру із сепарабельною автокореляційною функцією. *Вчені записки Таврійського національного університету імені В.І. Вернадського. Серія: Технічні науки*. 2025. Т. 36. № 4. Ч. 2. С. 63–72.
23. Computer Vision in Advanced Control Systems-5. Advanced Decisions in Technical and Medical Applications / ed. by M. Favoskaya, L. Jain. Springer, 2020. 321 p.

24. Gonzalez R.C., Woods R.E. Digital Image Processing. Pearson, 2018. 1022 p.
25. Nemirovsky S., Porat M. On texture and image interpolation using Markov models. *Signal Processing: Image Communication*. 2009. Vol. 24. No. 3. P. 139–157.
26. Kallas M., Honeine P., Francis C., Amoud H. Kernel autoregressive models using Yule-Walker equations. *Signal Processing*. 2013. Vol. 93. No. 11. P. 3053–3061.
27. RSICD_optimal. Datasets for remote sensing images. URL: https://github.com/201528014227051/RSICD_optimal (дата звернення: 16.10.2025).
28. SAR Data Gallery. URL: <https://symspective.com/gallery> (дата звернення: 25.10.2025).

**Vyshnevyy S.V., Tovkach I.O., Chmelov V.O., Cherkas M.V. ALGORITHM
FOR GENERATING TEXTURES OF DIGITAL IMAGES BASED ON AUTOREGRESSIVE
MODEL OF RANDOM FIELD**

The article presents a study of an algorithm for generating artificial textures based on a two-dimensional autoregressive model used for synthesizing a Gaussian random field. The coefficients of the two-dimensional autoregressive model are derived using the coefficients of a one-dimensional autoregressive model, which are estimated from a training dataset by treating pixel sequences along each coordinate of a homogeneous training texture image as realizations of a random process. This approach reduces the computational complexity of determining the parameters of the two-dimensional model compared to traditional methods. The performance of the algorithm was evaluated in the MATLAB environment. The paper includes examples of synthesized textures obtained by estimating the model coefficients from real satellite images of the Earth's surface. A comparison of brightness histograms of the original and synthesized textures is presented, along with an analysis of normalized autocorrelation functions and statistical parameters. The coefficients of two-dimensional autoregressive models of orders (1,1), (2,2), and (3,3) are provided, which were estimated during the analysis of training data and subsequently applied to generate artificial images. It is shown that for textures whose correlation properties align with the used parameter-estimation methodology, the synthesized images demonstrate an acceptable level of similarity to real textures, both in terms of visual perception and statistical characteristics. The presented results may serve as a basis for the development of software tools for texture generation aimed at creating artificial training datasets that can be used to study relevant image analysis methods and algorithms within simulation-based and computational modeling of specialized radio-electronic systems, computer vision systems, as well as in other educational or applied research tasks.

Key words: textured image, correlation, model coefficients, algorithm, texture synthesis, histogram.

Дата надходження статті: 26.11.2025

Дата прийняття статті: 15.12.2025

Опубліковано: 30.12.2025