

ЗАСТОСУВАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ ВИЗНАЧЕННЯ ПАРАМЕТРІВ КАЛІБРУВАННЯ НАЗЕМНИХ ЛАЗЕРНИХ СКАНЕРІВ

Р. Шульц

Київський національний університет будівництва і архітектури

Ключові слова: наземне лазерне сканування, калібрування, нейронна мережа, радіальні базисні функції, калібрувальний полігон.

Постановка проблеми

Під час розв'язання інженерних задач з використанням методу наземного лазерного сканування найголовнішим показником є точність отриманих даних. Загальновідомо, що на точність лазерного сканування впливає цілий ряд факторів, одним з яких є безпосередньо точність лазерного сканера. Багато дослідників вказують на те, що точність, яка зазначена в паспорті лазерного сканера, не завжди відповідає наведеним даним. Отже, дослідження точності наземних лазерних сканерів є невід'ємною складовою застосування сканування в інженерних задачах. Виконуючи таке дослідження, ставлять дві мети. По-перше, визначають реальну точність лазерного сканера і, по-друге, – моделі систематичних похибок, за допомогою яких можна підвищити реальну точність сканування. Ця процедура за аналогією з фотограмметрією отримала назву калібрування. Складність “калібрування” наземних лазерних сканерів полягає в тому, що, на відміну від фотокамери, для лазерного сканера складно побудувати фізичну модель утворення систематичних похибок. Фактично наземний лазерний сканер зображають у вигляді “чорної скриньки”. В такій ситуації найскладнішим і неоднозначним завданням є вибір адекватної моделі врахування впливу систематичних похибок. Розроблення такої моделі є вкрай актуальним завданням, вирішити яке можна з використанням математичного апарату, який описує вплив систематичних похибок без урахування конструктивних особливостей різних моделей лазерних сканерів.

Аналіз останніх досліджень та публікацій, які стосуються вирішення цієї проблеми

Аналізуючи відомі публікації відносно задачі калібрування наземних лазерних сканерів, слід звернути увагу на один загальний недолік, притаманний усім методам і моделям калібрування наземних лазерних сканерів. Незалежно від типу калібрувального полігона [1] всі моделі калібрування намагаються за допомогою аналітичних виразів описати закони зміни систематичних похибок лазерного сканера [6]. Однак фактично ми не можемо встановити закони утворення систематичних похибок в лазерному сканері, оскільки механізм їх утворення є надто складним [2–4]. Виходом з цієї ситуації, на наш погляд, є застосування методу калібрування, аналогічного до методу зон у фотограмметрії, коли фактично все поле зору сканера розділяють на зони, в межах яких значення систематичних похибок можна

вважати постійними. Складність реалізації такого підходу полягає у неможливості підібрати аналітичну модель, яка б описувала зміну величини систематичної похибки від однієї зони до іншої. Тому пропонуємо виконувати апроксимацію систематичних похибок з використанням нейронних мереж [5], які за принципом виконання обчислень подібні до моделі “чорної скриньки”, що, своєю чергою, відповідає моделі утворення похибок у лазерному сканері.

Постановка завдання

Завданням роботи є розроблення та апробація універсальної методики калібрування наземних лазерних сканерів з використанням нейронних мереж.

Основний зміст роботи

Виконаний аналіз літературних джерел дає змогу зробити важливий висновок про відсутність єдиної моделі калібрування наземних лазерних сканерів. Аналіз недоліків відомих методів дозволив запропонувати та розробити новий метод калібрування, який не залежить від моделі лазерного сканера.

Запропонований метод ґрунтується на використанні найпростіших поліноміальних залежностей, коефіцієнти яких визначають за результатами сканування калібрувального полігона та розбиття області сканування на зони, в межах яких систематичні похибки є постійними.

Методика створення калібрувального полігона детально розглянута в нашій попередній роботі [1], тому на цьому питанні не будемо зосереджувати увагу.

Процес сканування, перетворення координат та обчислення різниць вважатимемо підготовчим етапом калібрування. Цей етап охоплює ряд важливих проміжних процесів. Послідовність реалізації цих процесів наведено на рис. 1.

Теоретично за достатньої щільності та кількості опорних марок достатньо виконати сканування з двох станцій, розміщених на різних висотах. Цілком зрозуміло, що досягти великої щільності точок не завжди вдається, особливо при самокалібруванні сканера в польових умовах.

Перетворення координат точок кожної станції сканування виконують з використанням стандартного перетворення координат за Гельмертом, приймаючи, що масштабний коефіцієнт дорівнює 1. За результатами перетворення виконують оцінку точності, контроль грубих помилок та на основі аналізу відхилень на опорних марках роблять висновок про необхідність калібрування сканера. Другим етапом є виконання безпосередньо калібрування сканера. Послідовність реалізації процесів етапу калібрування наведено на рис. 2.

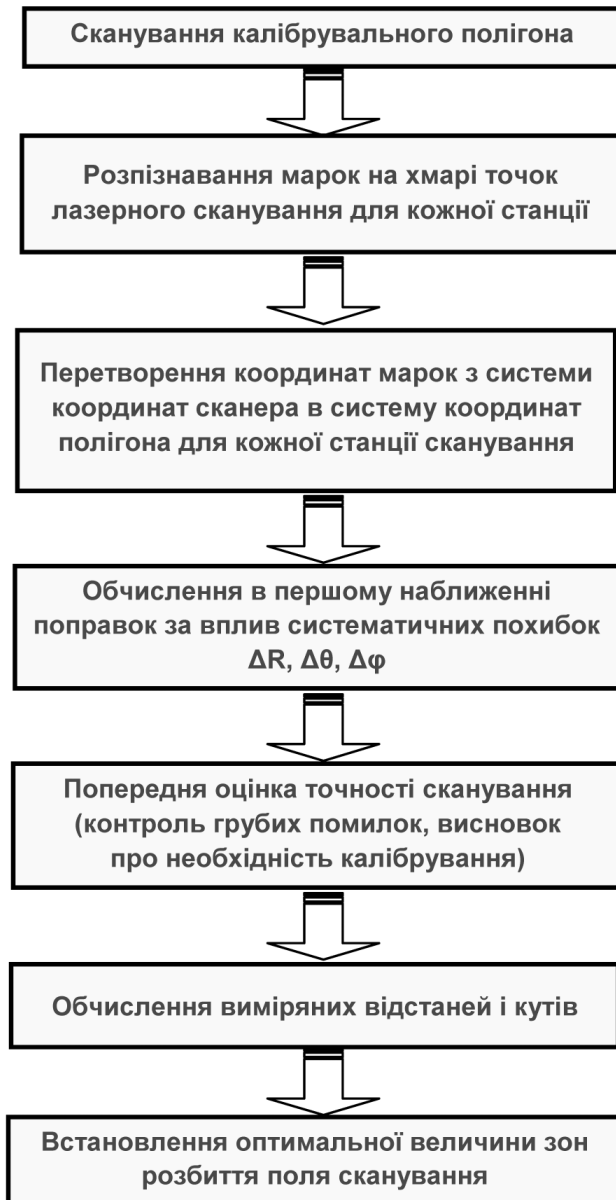


Рис. 1. Технологічна схема підготовчого етапу калібрування

За обчисленими кутами і відстанями обчислюють відхилення на опорних марках. Отримані відхилення використовують для моделювання параметрів калібрування сканера, вони дають змогу встановити величину зони поля сканування, у межах якої похибку сканера можна вважати незмінною. Оскільки загальновідомо, що моделі функціонування лазерного сканера відповідає модель “чорної скриньки”, то аналогічному закону підпорядковані й похибки сканера. В такому випадку найадекватнішим методом моделювання параметрів калібрування є метод нейронних мереж.

Моделювання похибок віддалемірного і кутомірного боків виконують роздільно, щоб уникнути впливу зайвих кореляційних зв'язків. Різниці між фактичними і теоретичними значеннями вимірних величин використовують для навчання нейронної мережі й побудови моделей похибок.



Рис. 2. Технологічна схема етапу калібрування сканера

У результаті все поле зору лазерного сканера ділять на зони з кроком n° , у межах якого систематична похибка сканера є незмінною. Нейронна мережа дає змогу визначити невідомі систематичні похибки $\Delta R, \Delta \varphi, \Delta \theta$ сканера, використовуючи, які виконують обчислення виправлених координат за виразами (1):

$$\begin{bmatrix} x_j^i \\ y_j^i \\ z_j^i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (R_j^i - \Delta R) \cos(\varphi_j^i - \Delta \varphi) \cos(\theta_j^i - \Delta \theta) \\ (R_j^i - \Delta R) \cos(\varphi_j^i - \Delta \varphi) \sin(\theta_j^i - \Delta \theta) \\ (R_j^i - \Delta R) \sin(\varphi_j^i - \Delta \varphi) \end{bmatrix}, \quad (1)$$

де, x_j^i, y_j^i, z_j^i – координати точки j на i -му скані; $R_j^i, \varphi_j^i, \theta_j^i$ – сферичні координати точки, вимірні сканером; $\Delta R, \Delta \varphi, \Delta \theta$ – невідомі систематичні похибки сканера.

За виправленими координатами виконують зворотне перетворення координат та оцінку точності калібрування.

Ключовими етапами цього методу є обчислення параметрів перетворення координат всіх сканів та застосування нейронних мереж для моделювання похибок, оскільки інші методи не дають змоги виконати апроксимацію за дуже складного розподілу похибок, який виникає у системах наземного лазерного сканування.

Для моделювання параметрів калібрування велике значення має обчислювальний процес, метою якого є підготовка даних для їх оброблення в нейронній мережі. Нагадаємо, що на підготовчому етапі необхідно одночасно обчислити параметри перетворення від системи координат сканера в систему координат полігона та наближені значення систематичних похибок. У класичному варіанті ця задача є задачею комбінованого методу вирівнювання за методом найменших квадратів. В загальному вигляді поставлену задачу можна записати так:

$$f(\hat{\mathbf{L}}, \hat{\mathbf{X}}) = 0, \quad (2)$$

де $\hat{\mathbf{L}}$ – вектор вирівнюваних спостережень; $\hat{\mathbf{X}}$ – вектор шуканих параметрів.

Тут і надалі ми використовуємо схему обчислення та вирівнювання, що наведена, наприклад, у [2]. Умовне рівняння для j -ї опорної марки, що визначена з i -ї станції сканування, має вигляд:

$$f_j^{(i)}(\hat{L}_j^{(i)}, \hat{X}_j^{(i)}) = \Delta \mathbf{X}^{(i)} + \mathbf{R}(\omega^{(i)}, \phi^{(i)}, \kappa^{(i)}) \mathbf{x}_{СКАНЕРj}^{(i)} - \mathbf{X}_j^e = 0, \quad i = 1, 2, \dots, p, \quad j = 1, 2, \dots, m, \quad (3)$$

де p – загальна кількість станцій сканування; m – загальна кількість опорних марок калібрувального полігона; $\Delta \mathbf{X}^{(i)} = [\Delta X^{(i)} \Delta Y^{(i)} \Delta Z^{(i)}]^T$, $i = 1, 2, \dots, p$ – вектор зсуву для i -ї станції сканування;

$$\begin{aligned} \mathbf{R}(\omega^{(i)}, \phi^{(i)}, \kappa^{(i)}) &= \mathbf{R}^{(i)} = \begin{bmatrix} r_{11}^{(i)} & r_{12}^{(i)} & r_{13}^{(i)} \\ r_{21}^{(i)} & r_{22}^{(i)} & r_{23}^{(i)} \\ r_{31}^{(i)} & r_{32}^{(i)} & r_{33}^{(i)} \end{bmatrix} = \\ &= \mathbf{R}_3(\kappa^{(i)}) \mathbf{R}_2(\phi^{(i)}) \mathbf{R}_1(\omega^{(i)}) = \\ &= \begin{bmatrix} \cos \kappa^{(i)} & \sin \kappa^{(i)} & 0 \\ -\sin \kappa^{(i)} & \cos \kappa^{(i)} & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \phi^{(i)} & 0 & -\sin \phi^{(i)} \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin \phi^{(i)} & 0 & \cos \phi^{(i)} \end{bmatrix} \times \\ &\times \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \omega^{(i)} & \sin \omega^{(i)} \\ 0 & -\sin \omega^{(i)} & \cos \omega^{(i)} \end{bmatrix} \end{aligned}$$

$i = 1, 2, \dots, p$ – матриця повороту між двома системами для i -ї станції сканування; $\mathbf{X}_j^e = [X_j \ Y_j \ Z_j]^T$, $j = 1, 2, \dots, m$ – вектор координат j -ї опорної марки в системі координат полігона; $\mathbf{x}_{СКАНЕРj}^{(i)}$, $i = 1, 2, \dots, p$, $j = 1, 2, \dots, m$ – вектор координат j -ї опорної марки, що визначена з i -ї станції.

Спостереження та параметри в рівнянні (3) неявно пов'язані між собою. Така модель отримала назву моделі Гаусса–Маркова. Запишемо для спостережень з усіх станцій сканування:

$$f(\mathbf{L}^0 + \Delta \mathbf{L}, \mathbf{X}^0 + \delta \mathbf{X}) = 0, \quad (4)$$

де $\Delta \mathbf{L}$ – вектор поправок до наближених значень спостережень сканера (фактично до вимірених вели-

чин); $\delta \mathbf{X}$ – вектор поправок до наближених значень параметрів.

Приведення (4) до лінійного вигляду дає:

$$f(\mathbf{L}^0, \mathbf{X}^0) + \mathbf{B} \Delta \mathbf{L} + \mathbf{A} \delta \mathbf{X} = 0,$$

де $\mathbf{B} = \left. \frac{\partial f}{\partial \mathbf{L}} \right|_{\mathbf{L}^0, \mathbf{X}^0}$; $\mathbf{A} = \left. \frac{\partial f}{\partial \mathbf{X}} \right|_{\mathbf{L}^0, \mathbf{X}^0}$ – матриці частинних похідних від рівняння (2). Оскільки остаточна оцінка спостережень $\hat{\mathbf{L}}$ повинна дорівнювати виміреним значенням плюс поправки, ми можемо записати:

$$\hat{\mathbf{L}} = \mathbf{L} + \mathbf{V} = \mathbf{L}^0 + \Delta \mathbf{L}, \quad (5)$$

а отже

$$\Delta \mathbf{L} = \mathbf{V} + (\mathbf{L} - \mathbf{L}^0). \quad (6)$$

Якщо підставити (6) в (4), отримаємо:

$$\mathbf{B} \mathbf{V} + \mathbf{A} \delta \mathbf{X} = \mathbf{W} \quad (7)$$

$$r = 3pm; \quad n = 3pm; \quad u = 6p + u_{КП} + 3m,$$

де вектор нев'язок обчислюють як:

$$\mathbf{W} = -\left(f(\mathbf{L}^0, \mathbf{X}^0) + \mathbf{B}(\mathbf{L} - \mathbf{L}^0) \right). \quad (8)$$

В явній формі вектор $f(\mathbf{L}^0, \mathbf{X}^0)$ має вигляд:

$$f(\mathbf{L}^0, \mathbf{X}^0) = \begin{bmatrix} \mathbf{W}^{(1)} \\ \mathbf{W}^{(2)} \\ \vdots \\ \mathbf{W}^{(p)} \end{bmatrix}, \quad (9)$$

а кожен складову цього вектора подають так:

$$\mathbf{W}^{(i)} = \begin{bmatrix} \mathbf{R}^{(i)0} \mathbf{x}_{СКАНЕР1}^{(i)0} \\ \mathbf{R}^{(i)0} \mathbf{x}_{СКАНЕР2}^{(i)0} \\ \vdots \\ \mathbf{R}^{(i)0} \mathbf{x}_{СКАНЕРm}^{(i)0} \end{bmatrix}, \quad i = 1, 2, \dots, p. \quad (10)$$

Повний вектор невідомих при калібруванні має вигляд:

$$\mathbf{X} = [\mathbf{X}_{ЗОВ} \ \mathbf{X}_{КП} \ \mathbf{X}_{СП}]^T, \quad (11)$$

де $\mathbf{X}_{ЗОВ}$ – вектор параметрів зовнішнього орієнтування для кожної станції; $\mathbf{X}_{КП}$ – вектор параметрів калібрування; $\mathbf{X}_{СП}$ – вектор вимірених величин. Ці вектори мають такий вигляд:

$$\begin{aligned} \mathbf{X}_{ЗОВ} &= [\mathbf{X}_{ЗОВ}^{(1)} \ \mathbf{X}_{ЗОВ}^{(2)} \ \dots \ \mathbf{X}_{ЗОВ}^{(p)}]^T, \\ \text{де } \mathbf{X}_{ЗОВ}^{(i)} &= [\Delta X^{(i)} \ \Delta Y^{(i)} \ \Delta Z^{(i)} \ \delta \omega^{(i)} \ \delta \phi^{(i)} \ \delta \kappa^{(i)}]^T, \\ i &= 1, 2, \dots, p, \quad \mathbf{X}_{КП} = [\Delta R \ \Delta \varphi \ \Delta \theta]^T, \\ \mathbf{X}_{СП} &= [\mathbf{X}_1^e \ \mathbf{X}_2^e \ \dots \ \mathbf{X}_m^e]^T. \end{aligned}$$

Вектор вимірених сканером величин має вигляд:

$$\mathbf{L} = [\mathbf{L}_R \ \mathbf{L}_\varphi \ \mathbf{L}_\theta]^T,$$

де $\mathbf{L}_R = [\mathbf{L}_R^{(1)} \ \mathbf{L}_R^{(2)} \ \dots \ \mathbf{L}_R^{(p)}]^T$ і $\mathbf{L}_R^{(i)} = [R_1^{(i)} \ R_2^{(i)} \ \dots \ R_m^{(i)}]^T$, $i = 1, 2, \dots, p$. Інші вектори мають аналогічний вигляд.

Оскільки в цій моделі параметри трактуються як спостереження, для них можна записати:

$$\hat{\mathbf{X}} = \mathbf{X}^0 + \delta \mathbf{X} = \mathbf{X}^{ВИМ} + \mathbf{V}_X. \quad (12)$$

З цього рівняння можна записати:

$$\mathbf{V}_X - \delta\mathbf{X} = \mathbf{X}^0 - \mathbf{X}^{BIM} = \mathbf{W}_X, \quad (13)$$

тобто модель комбінованого вирівнювання буде такою:

$$\begin{matrix} \mathbf{B} & \mathbf{V} & + & \mathbf{A} & \mathbf{X} & = & \mathbf{W}, \\ r \times n & n \times 1 & & r \times u & u \times 1 & & r \times 1 \\ r = 3pm; & n = 3pm; & & u = 6p + u_{КП} + 3m \end{matrix} \quad (14)$$

де $\mathbf{V}_X - \delta\mathbf{X} = \mathbf{W}_X$.

В явній формі можна записати:

$$\mathbf{B} \mathbf{V} + \begin{bmatrix} \mathbf{A}_{ЗОВ} & \mathbf{A}_{КП} & \mathbf{A}_{СП} \\ r \times 6p & r \times u_{КП} & r \times 3m \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{X}_{ЗОВ} \\ r \times 1 \\ \mathbf{X}_{КП} \\ u_{КП} \times 1 \\ \mathbf{X}_{СП} \\ 3m \times 1 \end{bmatrix} = \mathbf{W} \quad (15)$$

$$\begin{bmatrix} \mathbf{I} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ 6p \times 6p & & \\ \mathbf{0} & \mathbf{I} & \mathbf{0} \\ & u_{КП} \times u_{КП} & \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{I} \\ & & 3m \times 3m \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{V}_{ЗОВ} \\ 6p \times 1 \\ \mathbf{V}_{КП} \\ u_{КП} \times 1 \\ \mathbf{V}_{СП} \\ 3m \times 1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{I} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ 6p \times 6p & & \\ \mathbf{0} & \mathbf{I} & \mathbf{0} \\ & u_{КП} \times u_{КП} & \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{I} \\ & & 3m \times 3m \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{X}_{ЗОВ} \\ 6p \times 1 \\ \mathbf{X}_{КП} \\ u_{КП} \times 1 \\ \mathbf{X}_{СП} \\ 3m \times 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{W}_{ЗОВ} \\ 6p \times 1 \\ \mathbf{W}_{КП} \\ u_{КП} \times 1 \\ \mathbf{W}_{СП} \\ 3m \times 1 \end{bmatrix} \quad (16)$$

Рівняння (15) і (16) разом утворюють єдину систему рівнянь:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{B} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{I} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{I} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{I} \\ 6p \times 6p & & & \\ & u_{КП} \times u_{КП} & & \\ & & & 3m \times 3m \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{V} \\ \mathbf{V}_{ЗОВ} \\ \mathbf{V}_{КП} \\ \mathbf{V}_{СП} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{A}_{ЗОВ} & \mathbf{A}_{КП} & \mathbf{A}_{СП} \\ \mathbf{I} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{I} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{I} \\ 6p \times 6p & & \\ & u_{КП} \times u_{КП} & \\ & & 3m \times 3m \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{X}_{ЗОВ} \\ \mathbf{X}_{КП} \\ \mathbf{X}_{СП} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{W} \\ \mathbf{W}_{ЗОВ} \\ \mathbf{W}_{КП} \\ \mathbf{W}_{СП} \end{bmatrix} \quad (17)$$

Розв'язавши систему (17), отримують параметри перетворення між системами координат для кожної станції сканування, поправки до вимірних величин на кожній станції сканування та параметри калібрування у вигляді загальних поправок до всіх вимірних величин.

До початку розв'язання встановлюють вагові матриці. Вони мають діагональну структуру, а значення ваг встановлюють за результатами попереднього розрахунку СКП.

Для рівняння (16) вектори вимірних величин будуть:

$$\mathbf{L}_{ЗОВ} = [\mathbf{L}_{ЗОВ}^{(1)} \mathbf{L}_{ЗОВ}^{(2)} \dots \mathbf{L}_{ЗОВ}^{(p)}]^T \quad i = 1, 2, \dots, p,$$

$$\text{де } \mathbf{L}_{ЗОВ}^{(i)} = \begin{bmatrix} -\Delta X^{(i)BIM} \\ -\Delta Y^{(i)BIM} \\ -\Delta Z^{(i)BIM} \\ \omega^{(i)0} - \omega^{(i)BIM} \\ \phi^{(i)0} - \phi^{(i)BIM} \\ \kappa^{(i)0} - \kappa^{(i)BIM} \end{bmatrix}, \quad i = 1, 2, \dots, p.$$

$$\mathbf{L}_{КП}^{(i)} = \begin{bmatrix} \Delta R^0 - \Delta R^{BIM} \\ \Delta \varphi^0 - \Delta \varphi^{BIM} \\ \Delta \theta^0 - \Delta \theta^{BIM} \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{L}_{СП}^{(i)} = -[X_1^{BIM} Y_1^{BIM} Z_1^{BIM} \dots X_m^{BIM} Y_m^{BIM} Z_m^{BIM}]^T$$

Оскільки систему рівнянь розв'язують ітераційним методом, то на кожній ітерації виконується корекція вектора спостережень сканера за виразом $\mathbf{L}_k^0 = \mathbf{L} + \mathbf{V}_k$ до сходження ітераційного процесу.

Згідно з правилом переходу від системи рівнянь поправок до нормальних рівнянь отримуємо:

$$\bar{\mathbf{N}} = \bar{\mathbf{A}}^T \bar{\mathbf{M}}^{-1} \bar{\mathbf{A}}, \quad (18)$$

де блоки матриці $\bar{\mathbf{N}}$ обчислюють як:

$$\mathbf{N}_{11} = \mathbf{A}_{ЗОВ}^T \mathbf{M}^{-1} \mathbf{A}_{ЗОВ} + \mathbf{P}_{ЗОВ}; \mathbf{N}_{12} = \mathbf{A}_{ЗОВ}^T \mathbf{M}^{-1} \mathbf{A}_{КП};$$

$$\mathbf{N}_{13} = \mathbf{A}_{ЗОВ}^T \mathbf{M}^{-1} \mathbf{A}_{СП}; \mathbf{N}_{21} = \mathbf{A}_{КП}^T \mathbf{M}^{-1} \mathbf{A}_{ЗОВ};$$

$$\mathbf{N}_{22} = \mathbf{A}_{КП}^T \mathbf{M}^{-1} \mathbf{A}_{КП} + \mathbf{P}_{КП}; \mathbf{N}_{23} = \mathbf{A}_{КП}^T \mathbf{M}^{-1} \mathbf{A}_{СП};$$

$$\mathbf{N}_{31} = \mathbf{A}_{СП}^T \mathbf{M}^{-1} \mathbf{A}_{КП}; \mathbf{N}_{32} = \mathbf{A}_{СП}^T \mathbf{M}^{-1} \mathbf{A}_{ЗОВ};$$

$$\mathbf{N}_{33} = \mathbf{A}_{СП}^T \mathbf{M}^{-1} \mathbf{A}_{СП} + \mathbf{P}_{СП}$$

та вектор вільних членів

$$\bar{\mathbf{W}} = \bar{\mathbf{A}}^T \bar{\mathbf{M}}^{-1} \bar{\mathbf{W}} = \begin{bmatrix} \mathbf{A}_{ЗОВ}^T \mathbf{M}^{-1} \mathbf{W} - \mathbf{P}_{ЗОВ} \mathbf{W}_{ЗОВ} \\ \mathbf{A}_{КП}^T \mathbf{M}^{-1} \mathbf{W} - \mathbf{P}_{КП} \mathbf{W}_{КП} \\ \mathbf{A}_{СП}^T \mathbf{M}^{-1} \mathbf{W} - \mathbf{P}_{СП} \mathbf{W}_{СП} \end{bmatrix}. \quad (19)$$

де матриця ваг приймається $\bar{\mathbf{M}} = \mathbf{B}\mathbf{P}^{-1}\mathbf{B}^T = \text{diag}(\mathbf{M} \mathbf{P}_{ЗОВ}^{-1} \mathbf{P}_{КП}^{-1} \mathbf{P}_{СП}^{-1})$ та $\mathbf{M} = \mathbf{B}\mathbf{P}^{-1}\mathbf{B}^T$.

У результаті виконання ітераційного процесу отримують: вектор поправок $\bar{\mathbf{V}}$; середню квадратичну похибку одиниці ваги $\hat{\mu}_0^2$; кореляційну матрицю вектора поправок $\mathbf{Q}_{\bar{\mathbf{V}}}$.

Розв'язавши систему рівнянь (17), отримують вихідні величини, які використовують для остаточного калібрування сканера:

- параметри переходу між системами координат;
- значеннями відхилень на опорних точках;
- наближені значення поправок за вплив систематичних похибок.

Отримані наближені значення систематичних похибок враховують тільки загальну складову систематичної похибки, для врахування змінної складової систематичної похибки в різних частинах поля зору лазерного сканера використовують відхилення на опорних точках i , виконуючи апроксимацію в полі

зору сканера, одержують повну модель впливу систематичних похибок. Оскільки, як вже неодноразово зазначали, механізм утворення систематичних похибок у лазерному сканері є дуже складним, моделювання змінної складової систематичних похибок пропонуємо виконувати з використанням нейронних мереж.

Однією з основних властивостей штучних нейронних мереж є здатність до навчання. Принципово існує декілька підходів до навчання штучних нейронних мереж. Надалі будемо використовувати підхід, що базується на тому, що в процесі навчання змінюються ваги зв'язків між нейронами.

Важливою ознакою класифікації нейронних мереж є наявність зворотних зв'язків:

- мережі без зворотних зв'язків (FeedForward-Net або FF-Net);
- рекурентні мережі або мережі зі зворотним зв'язком (Feedback-Net або FB-Net).

У найпоширеніших мережах першого класу – багатозарових перцептронах нейрони розташовані шарами і мають однонапрямлені зв'язки між шарами.

У мережах з прямим поширенням інформації виділяють FF-мережі першого та FF-мережі другого порядку. В FF-мережах першого порядку є зв'язки лише між нейронами шару $N_{(i)}$ до нейронів шару $N_{(i+1)}$. В FF-мережах другого порядку існують зв'язки від нейронів шару $N_{(i)}$ до нейронів шару $N_{(i+k)}$.

Іншим прикладом мереж з прямим поширенням інформації є мережі радіальних базисних функцій – RBF. У цих мережах швидка збіжність алгоритмів навчання досягається за рахунок спеціальної архітектури цих мереж і використанням функції активації або виходу типу Гаусса в нейронах прихованого шару.

Мережі радіальних базисних функцій (Radial Basis Functions) є спеціальним типом нейронних мереж з прямими зв'язками. Основне їх призначення – апроксимація та інтерполяція багатовимірних функцій. Їх запропонував у 1985 р. Пауел (Powell, 1985). Скільки завгодно точна апроксимація функцій досягається при цьому комбінацією радіально симетричних функцій. RBF-мережі володіють рядом характерних властивостей:

1. Їх архітектура – це архітектура мереж із прямими зв'язками першого порядку.
2. Швидке навчання.
3. Відсутність “патологій” збіжності. У них, на відміну від мереж зі зворотним поширенням похибок, не виникає проблеми локальних мінімумів.
4. Триваліший час їх підготовки і налаштування через необхідність виконання складних розрахунків.

RBF-мережі мають тільки один шар прихованих нейронів. На рис. 3 показана структура RBF-мережі. Вона містить один вхідний шар, один прихований шар нейронів, кількість яких зазвичай відповідає кількості елементів у навчальній послідовності, і один вихідний шар з одного (на рис. 3 зображено саме такий випадок) або декількох нейронів. На рис. 3 єдиний вихідний нейрон видає значення функції: $y = f(x) = f(x_1, x_2, \dots, x_n)$. Отже, за будовою RBF-мережі – це двошарові FF-мережі першого порядку, причому обидва шари сполучені ваговою матрицею c . Вхідний вектор x передається на

нейрони прихованого шару. Кожен нейрон прихованого шару отримує повну інформацію про вхідний вектор x .

Кожен нейрон прихованого шару розраховує значення одновимірної функції h_i (наприклад, Гаусса):

$$h_i(x) = \exp\left[-\frac{(\|x - x_i\|)^2}{2\sigma_i^2}\right], \quad (20)$$

де x – вхідний вектор; x_i – i -та опорна точка або i -й образ навчальної послідовності; σ_i – параметр розсіювання для одновимірної функції h_i .

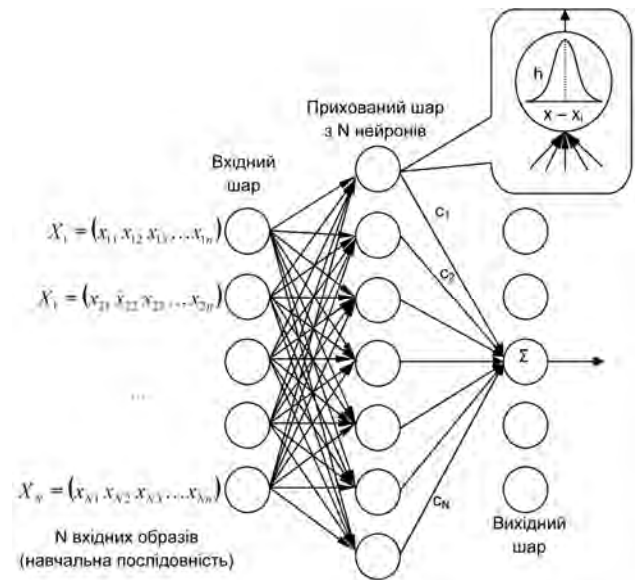


Рис. 3. Структура RBF-мережі

Радіальні базисні функції h_i (20) виконують попереднє оброблення вхідних векторів, визначаючи їх близькість до центрів x_i . Вихідні значення $h_i(x)$ – це ступені подібності між вхідним вектором x і окремими центрами x_i . На основі значень $h_i(x)$ знаходять зважену суму.

Центри x_i визначаються на основі навчальної послідовності і мають ту саму розмірність n , що і вхідний вектор. Параметр σ_i визначають експериментально. З формули (20) отримуємо, що вихід нейрона і прихованого шару тим більший, чим ближче поточний вхід x до центра x_i . Вихід f RBF-мережі визначається у вигляді зваженої суми

$$f(x) = y = \sum_{i=1}^n c_i h_i(x). \quad (21)$$

Нейрони вихідного шару утворюють лінійну комбінацію виходів нейронів прихованого шару (hidden layer). Їх функція активації або виходу – це радіальна базисна функція (20).

У RBF-мережах як опорні точки можна використати образи навчальної послідовності. В нашому випадку образами навчальної послідовності є залишкові відхилення на опорних точках, отримані після виключення загальної систематичної похибки. Відзначимо дві переваги RBF-мереж порівняно з іншими нейромережами:

1. Функція активації або виходу прихованого нейрона набуває великих значень лише в тих випадках, коли вхідний образ розміщений поблизу опорної точки цього нейрона. Для виходів поза область образів навчальної послідовності мережа формує лише невеликі значення на своїх виходах, причому для мереж із сигмоподібними функціями активації або виходу ці виходи можуть бути взагалі не передбачені.

2. Проста структура RBF-мереж, що містять тільки один шар прихованих нейронів, уможлиблює прямий (не ітеративний) розрахунок ваг мережі. У цьому – її велика перевага порівняно з іншими типами нейронних мереж, які здебільшого використовують трудомісткі рекурентні алгоритми навчання. Заслугує також на увагу можливість ініціалізації RBF-мереж на основі прямого розрахунку ваг з подальшим їх донавчанням на основі алгоритмів навчання із заохоченням (наприклад, на основі алгоритму зі зворотним поширенням похибок – Backpropagation).

Отже, використовуючи значення відхилень на опорних точках, можна побудувати нейронну мережу радіальних базисних функцій, яка дасть змогу апроксимувати значення змінної частини систематичної похибки в межах поля зору лазерного сканера.

Перевірку достовірності запропонованої методики виконаємо на моделі калібрувального полігона. Для виконання калібрування здійснимо моделювання сканування калібрувального полігона, схему якого наведено на рис. 4. Висота стелі полігона $H = 8$ м.

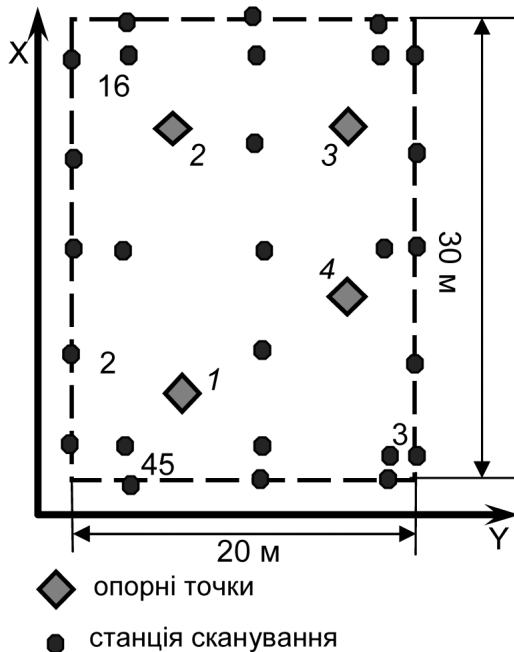


Рис. 4. Схема калібрувального полігона

Загалом передбачається маркування та визначення координат 45 опорних марок (для моделювання точність марок прийнята безпомилковою). Для калібрування виконано моделювання процесу сканування з чотирьох станцій. Прийнято такі моделі виникнення систематичних похибок:

$$\Delta R = \delta R + a_0 R_{ВІМ} + a_1 R_{ВІМ}^2,$$

$$\Delta \theta = \delta \theta + b_1 \cos \theta_{ВІМ},$$

$$\Delta \varphi = \delta \varphi + c_1 \sin \varphi_{ВІМ}$$

Такі моделі виникнення похибок дають змогу виконати детальне дослідження, оскільки систематичні похибки впливатимуть не тільки на значення параметрів, а й на величини та знаки поправок.

Використовуючи дані моделювання, складаємо систему рівнянь (17). Розв'язавши її, отримуємо параметри переходу від систем координат станцій сканування до системи координат калібрувального полігона (табл. 1).

Таблиця 1

Параметри перетворення та оцінка точності

№ станції сканування	Крен, град	Тангаж, град	Курс, град	X, м	Y, м	Z, м	μ
1	399.9989	0.0009	15.5909	-2.059	3.431	1.001	5.096
2	0.0011	399.999	384.4017	-2.060	-3.433	1.001	4.371
3	399.999	0.0019	10.5162	3.2551	2.326	-0.500	4.574
4	0.0017	399.9976	368.8108	1.372	-5.492	-0.000	3.667

Значення постійних складових систематичних похибок подано в табл. 2.

Таблиця 2

Систематичні похибки

ΔR , м	$\Delta \theta$, град	$\Delta \varphi$, град	$m_{\Delta R}$, м	$m_{\Delta \theta}$, град	$m_{\Delta \varphi}$, град
0,006	0,005	-0,006	0,001	0,001	0,002

За розробленим алгоритмом (2)–(17) отримані значення систематичних похибок автоматично враховуються під час обчислення поправок у виміряні лазерним сканером кути і відстані.

Після виключення постійної складової систематичної похибки отримано такі значення відхилень виміряних величин на опорних марках (табл. 3).

Таблиця 3

Відхилення виміряних величин на опорних марках

СКП	Станції сканування			
	1	2	3	4
m_{φ} , град	0.0011	0.0021	0.0026	0.0021
m_R , м	0.0052	0.0054	0.0051	0.0064
m_{θ} , град	0.001875	0.002546	0.002743	0.001974

Отримані залишкові відхилення використаємо для моделювання похибок за допомогою нейронних мереж. Згідно із розробленою методикою для остаточного виключення систематичних похибок для всього поля сканування побудуємо нейронну мережу, що базується на використанні радіальних базисних функцій. Структура запропонованої нейронної мережі для кожної систематичної похибки має однаковий вигляд і

відповідає структурі на рис. 3. Використаємо значення відхилень як цільові значення і виконаємо навчання нейронної мережі. Дослідження кількості нейронів прихованого шару показало, що оптимальною для відстані є кількість нейронів, що дорівнює 25, за якої досягається СКП апроксимації $2.5e-005$ м, для горизонтального кута оптимальною є така сама кількість нейронів, за якої досягається СКП апроксимації $1.7e-006$ град, для вертикального кута оптимальною є кількість нейронів 25, за якої досягається СКП апроксимації $1.7e-006$ град.

Використовуючи результати апроксимації, за допомогою нейронної мережі введемо остаточні поправки й отримаємо значення СКП вимірювання кутів і відстані без впливу систематичних похибок.

Таблиця 4

СКП після виключення систематичних похибок

СКП	Станції сканування			
	1	2	3	4
m_φ , град	0.000583	0.00041	0.00063	0.00063
m_R , м	0.0052	0.0056	0.0046	0.0062
m_θ , град	0.000862	0.00064	0.00054	0.00067

Отримані значення СКП відповідають точності, що заявлена виробником лазерного сканера. Порівняно з даними табл. 3 точність вимірювання кутів підвищилась вдвічі. Результати дають змогу зробити висновок, що запропонована методика дозволяє виключити з результатів спостережень постійну та змінну складові систематичної похибки. Побудовані з використанням нейронних мереж моделі калібрування дають змогу обчислювати систематичні похибки в будь-якому секторі поля зору лазерного сканера і досягати максимальної точності сканування.

Загальні висновки та рекомендації

Розроблено універсальний метод калібрування наземних лазерних сканерів. Особливістю цього методу є обчислення параметрів перетворення координат всіх сканів та застосування нейронних мереж для моделювання похибок, оскільки інші методи не дають змоги виконати апроксимацію за дуже складного розподілу похибок, який виникає в системах наземного лазерного сканування. Використовуючи значення відхилень на опорних точках, можна побудувати нейронну мережу радіальних базисних функцій, яка дасть змогу апроксимувати значення змінної частини систематичної похибки в межах поля зору лазерного сканера.

Література

1. Шульц Р.В. Аналіз методів та моделей калібрування наземних лазерних сканерів / Р.В. Шульц // Сучасні досягнення геодезичної науки та виробництва. Л., – 2011. – Вип. II (22). – С. 128–133.
2. Reshetyuk Y. Self Calibration and Direct Georeferencing in Terrestrial Laser Scanning. Doctoral thesis // KTH Stockholm, 2009, 152 p.
3. Schulz T. Calibration of a Terrestrial Laser Scanner for Engineering Geodesy // Dissertation for the degree of Doctor of Sciences. ETH Zurich, 2007, 141 p.
4. Zogg H.M. Investigations of High Precision Terrestrial Laser Scanning with Emphasis on the Development of a Robust Close-Range 3D-Laser Scanning System // Dissertation for the degree of Doctor of Sciences. ETH Zurich, 2008, 144 p.
5. Kavzoglu T., Karsli F. Calibration of digital single lens reflex (SLR) camera using artificial neural networks // The international archives of photogrammetry, remote sensing and spatial information sciences. Vol. XXXVII. Part B5. Beijing 2008, p. 27–32.
6. Reitdorf A., Gielsdorf F., Gruendig L. A Concept for the Calibration of Terrestrial Laser Scanners // INGEO 2004 and FIG Regional Central and Eastern European Conference on Engineering Surveying, Bratislava, November 11–13, Slovakia.

Застосування нейронних мереж для визначення параметрів калібрування наземних лазерних сканерів

Р. Шульц

Розроблено та апробовано новий універсальний метод калібрування наземних лазерних сканерів з використанням нейронних мереж.

Применение нейронных сетей для определения параметров калибровки наземных лазерных сканеров

Р. Шульц

Разработан и апробирован новый универсальный метод калибровки наземных лазерных сканеров с использованием нейронных сетей.

Application of neural networks for determination of calibration parameters of terrestrial laser scanner

R. Schultz

In work the developed and approved new universal method of terrestrial laser scanner calibration with the use of neural networks.