

ЗАСТОСУВАННЯ ШТУЧНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ПРЯМОГО ПОШИРЕННЯ СИГНАЛУ ДЛЯ РЕКОНСТРУКЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ БІПОЛЯРНОЇ ІМПЕДАНСНОЇ ТОМОГРАФІЇ

© Промович Ю., 2012

Для реконструкції зображень розподілу провідності за даними томографічного експерименту біполярної імпедансної томографії (БІТ) синтезовано структуру штучної нейронної мережі (ШНМ) прямого поширення сигналу, вхідним вектором якої є дані томографічного експерименту, а вектором виходу – зображення розподілу провідності. Шляхом комп'ютерного імітаційного моделювання досліджено метод реконструкції із застосуванням нейронної мережі.

Ключові слова: імпедансна томографія, штучна нейронна мережа, реконструкція, математична модель.

The artificial neuron network (ANN) of direct extension signal was used for the conductivity distribution image reconstruction from the bipolar impedance tomography (BIT) data. An input vector of network contains tomographic experiment data and a target vector is a conductivity distribution image. The neuron network reconstruction method by a computer imitation design is investigated.

Key words: impedance tomography, artificial neuron network, reconstruction, mathematic model, imitation design.

Вступ

Імпедансна томографія – метод візуалізації внутрішньої структури провідного тіла за поміряними потенціалами на електродах, що розміщені на його поверхні. Оскільки біологічні тканини мають різні значення електричних властивостей, зокрема питомої електричної провідності, а також те, що такі патологічні стани, як крововиливи та новоутворення призводять до зміни електричних властивостей тканин в зоні їх виникнення, то імпедансна томографія з врахуванням низької інвазивності може доповнювати методи скринінг-діагностики [1]. Імпедансну томографію за способом проведення вимірювань можна поділити на тетра- (ТІТ) та біполярну (БІТ) [2]. У ТІТ для одного вимірювання використовуються дві пари електродів – електроди прикладення струму і електроди вимірювання спаду напруги. У БІТ і прикладання струму, і вимірювання напруги проводяться з використанням однієї пари електродів.

Формулювання проблеми

Оскільки БІТ чутлива до контактного опору електродів [1] і математична модель, якою описується взаємодія електричного струму з провідним середовищем, для БІТ не дає змоги

використовувати формальні методи реконструкції, актуальним є розвиток БІТ, в якій використовуються інтелектуальні методи реконструкції, зокрема метод штучних нейронних мереж (ШНМ). Нейромержеві методи для розв'язування задачі реконструкції зображень ТІТ використано зокрема у [3–6]. У [6] показано, що реконструкція зображень в електроімпедансній томографії потребує розв'язання нелінійної зворотної задачі, вхідні дані якої містять шум. Ця задача є некоректно поставленою і для свого розв'язання потребує застосування регуляризації, базованої на апріорних відомостях, які часто отримати неможливо. Для БІП роботи з вивчення застосування нейронних мереж для реконструкції зображень розподілу провідності не проводили.

Мета роботи

Відомі методи реконструкції зображень розподілу провідності в БІТ [7, 8] використовують інтегрування зворотних фільтрованих проєкційних даних, що призводить до накопичення похибки. При цьому використовують математичні методи попереднього опрацювання даних томографічного експерименту [9]. Мета роботи – застосувати для реконструкції зображення розподілу провідності метод нейронних мереж та дослідити чутливість методу до шумів у вхідних даних як при навчанні ШНМ, так і при її застосуванні.

Виклад основного матеріалу

1. Синтез ШНМ. Для того, щоб застосувати нейронну мережу для розв'язання прикладної задачі, потрібно: вибрати архітектуру мережі, сформувану навчальну базу даних, навчити мережу на основі отриманої бази даних. Розглянемо кожен з етапів реалізації нейронної мережі.

Вибір архітектури мережі. ШНМ є математичною структурою, яка реалізує представлення вхідних даних задачі у вихідні – її розв'язок. Найменшим структурним елементом нейронної мережі є нейрон. Використана в роботі модель нейрона – формальний нейрон. Його схему показано на рис. 1.

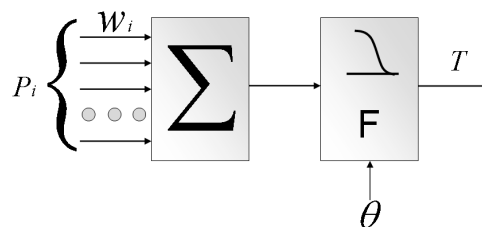


Рис. 1. Схема формального нейрона [10]

Формальний нейрон складається з зваженого суматора, вихід якого подається на елемент з нелінійною функцією активації F , для якої встановлено пороговий рівень θ . Формальний нейрон може мати безліч входів. Кожен вхідний сигнал P_i перед сумуванням множиться на коефіцієнт w_i . Один нейрон має лише один вихід T . Сигнал на виході формального нейрона можна подати у вигляді виразу:

$$T = F \left(\sum_i P_i w_i - \theta \right). \quad (1)$$

Шляхом об'єднання входів та виходів окремих нейронів формують мережі різних топологій. Для розв'язання задачі реконструкції застосовано найпростішу топологію мережі лінійного поширення сигналу – багатошаровий перцептрон. Вибір такої топології зумовлений тим, що задача реконструкції є статичною, тобто результат реконструкції повністю визначатиметься вихідними даними одного томографічного експерименту [10]. При цьому перцептрон здатний апроксимувати будь-яку передавальну характеристику. У перцептрона нейрони організовані у шари (див. рис. 2). Нейрони кожного наступного шару своїми входами пов'язані із виходами нейронів попереднього за принципом «кожен з кожним». У межах одного шару нейрони мають найчастіше одну функцію активації F .

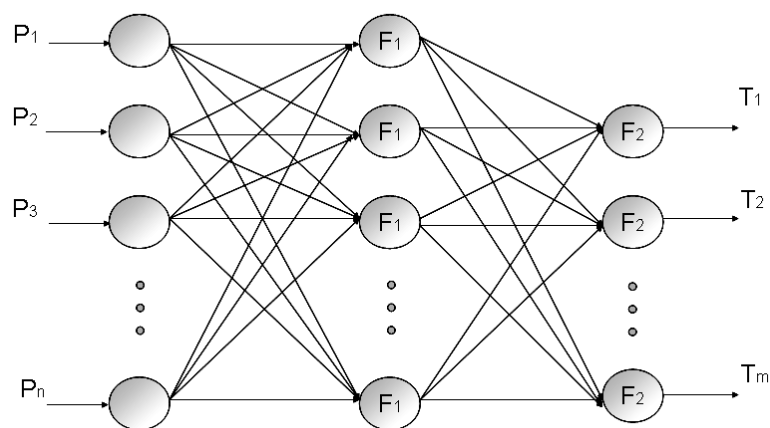


Рис. 2. Багатошаровий перцептрон

Кількість нейронів першого шару мережі відповідає кількості вхідних даних P_n . Дані одного томографічного експерименту подамо у вигляді одновимірного масиву, кожен з елементів якого є спадом напруги на відповідній парі вимірювальних електродів (див. рис. 3). У цій роботі сигнал томографічного експерименту містив 512 вимірів (на рис. 3 показано графік частини сигналу), тому кількість нейронів у вхідному (сенсорному) шарі ШНМ $P_n = 512$.

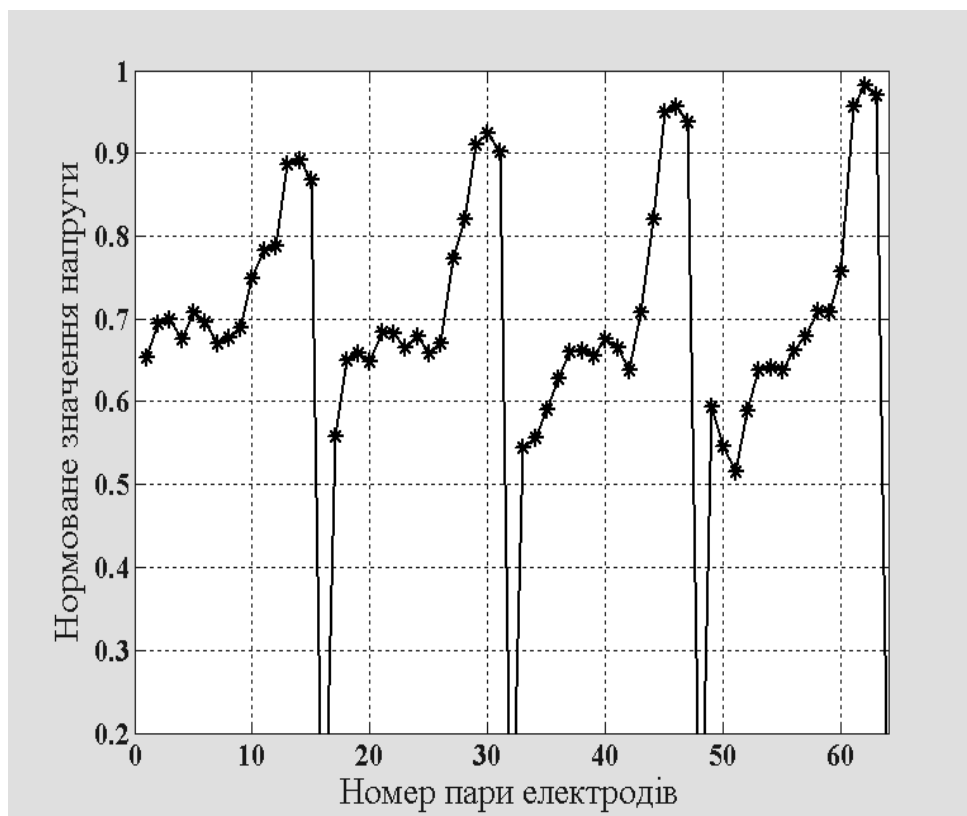


Рис. 3. Дані томографічного експерименту для 32-електродної вимірювальної системи томографа

Потрібно також з'ясувати, який зміст вкладатиметься в вихідний вектор цілей T . Результатом роботи мережі має бути зображення, яке відобразить форму тіла та розподіл провідності всередині. В роботі розподіл провідності досліджуваного провідного тіла представлено моделлю скінченних елементів. Кожному з прямокутних елементів зображення, що відповідає

ділянці перерізу досліджуваного тіла, відповідає індекс m . При цьому зображення описуватиметься одновимірним масивом цілей $T_i, i = (1..m)$, кожен елемент якого – значення провідності відповідної ділянки. При проведенні імітаційного моделювання як модель провідної області використано зображення розмірністю 32×32 квадратних елементів – пікселів, з них 713 повністю лежать всередині круглої області з центром всередині зображення. Отже, вихідний шар нейронної мережі містить 713 нейронів.

Крім сенсорного та вихідного шару, нейронна мережа може містити певну кількість внутрішніх, прихованих, шарів. Їх кількість вибирається часто експериментально, хоча є роботи, зокрема [10], в яких показано, що для статичних задач встановлення залежності між вхідними та вихідними даними реалізується нейронною мережею з одним прихованим шаром. У роботі використано нейронну мережу з трьома прихованими шарами, в кожному з яких містилося 256 нейронів з логістичною функцією активації.

Робота ШНМ полягає у реалізації лінійних та нелінійних перетворень вектора входів у вектор цілей. Шляхом послідовного здійснення лінійних комбінацій та нелінійних перетворень досягається апроксимація довільної багатовимірної функції при відповідному виборі параметрів мережі. Підбирають параметри ШНМ через процедуру навчання, суть якої полягає в покроковій зміні вагових коефіцієнтів та порогових рівнів нейронів мережі для досягнення якнайкращої відповідності (задається параметром) очікуваного результату роботи мережі від фактичного.

2. Формування навчальної бази. Навчання нейронної мережі проводилось з використанням даних комп'ютерного імітаційного моделювання. Формувалось дискретне зображення однорідного розподілу провідності розмірності 32×32 пікселів. На цьому зображенні формувалось включення у вигляді округлої зони з вищою на 10 % провідністю (див. рис. 4). Розташування включення в межах провідної області задавалось випадково.

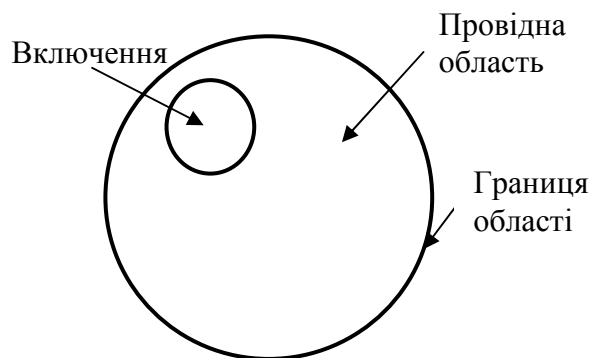


Рис. 4. Вхідні дані імітаційної моделі томографічного експерименту

Використовуючи комп'ютерну імітаційну модель БІТ [11] для кожного з тестових зображень, розв'язувалась пряма задача – пошук спадів напруг на границі області. Одновимірний масив напруг (дані томографічного експерименту) стосовно ШНМ є вхідним вектором, а одновимірний масив значень провідностей елементів тестового зображення – вектором цілей T_m . Навчання та перевірку працездатності мережі проводили на навчальній базі з 2000 пар вхідних і вихідних векторів. Для навчання ШНМ використано 90 % навчальних даних, решту – для перевірки роботи мережі. Під час навчання використовували метод зворотного розповсюдження похибки (Backpropagation Methode) [10].

3. Імітаційне моделювання. При імітаційному моделюванні ставилось завдання дослідити можливість навчання ШНМ з використанням зашумлених вхідних даних. Моделювання дасть змогу спрогнозувати можливість навчання ШНМ з використанням реальних даних, які, звичайно, міститимуть шум. При проведенні моделювання використовувались дві ситуації:

- 1) навчання ШНМ проводилось з використанням незашумлених вхідних даних. При тестуванні мережі використовувались зашумлені вхідні дані;
- 2) навчання ШНМ проводилось з використанням зашумлених вхідних даних. При тестуванні мережі також використовувались зашумлені вхідні дані.

Послідовність дій в першій ситуації така: а) формування тестових зображень розподілу провідності з випадково розташованим включенням; б) розв'язування прямої задачі БТ для кожного з тестових розподілів та отримання даних томографічного експерименту; в) навчання нейронної мережі; г) тестування нейронної мережі з використанням зашумлених вхідних даних. У другій ситуації всі вхідні дані – і навчальні, і ті, що використовувались для тренування, містили шум.

На рис. 5 показано приклад реконструкції. Ліворуч розташовано модельоване зображення, праворуч – реконструйоване ШНМ.

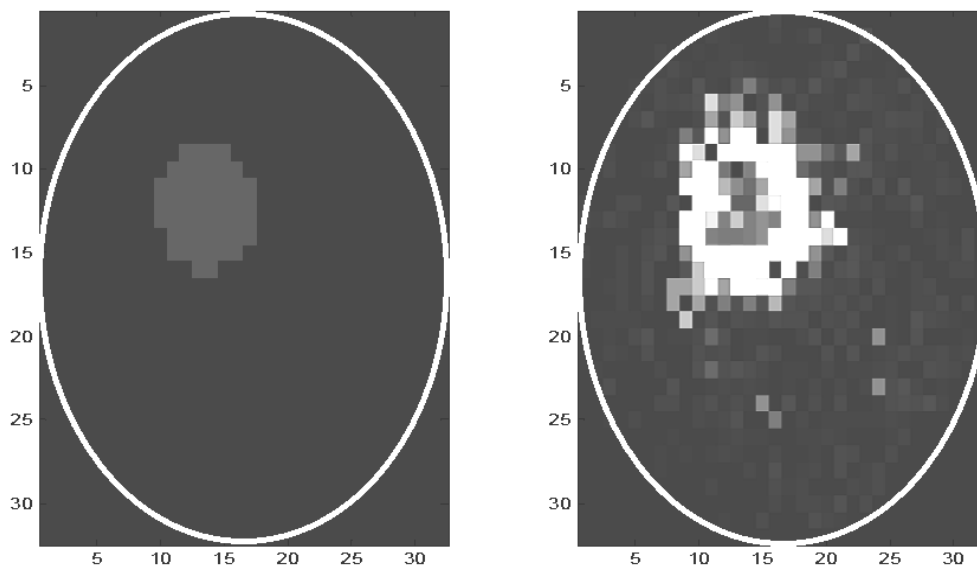


Рис. 5. Реконструкція з застосуванням нейронної мережі

Для кількісної характеристики якості реконструкції обчислено коефіцієнт кореляції між незашумленим тестовим I_T та реконструйованим I_R зображеннями.

У другій ситуації до даних томографічного експерименту (вектора входів) додано випадкову складову – нормально розподілений білий шум. Обрано такі точкові оцінки синтезованого шуму: математичне сподівання $M_\xi = 0$ та середньоквадратичне відхилення $\sigma_\xi = (0.1, 0.2, 0.3)$ – на графіку $SNR_{TRAIN} = 10, 20$ та 30% відповідно.

Результати застосування ШНМ, навченої з використанням незашумлених даних ($SNR_{TRAIN} = 0$) та даних, що містять шум, наведено на рис. 6.

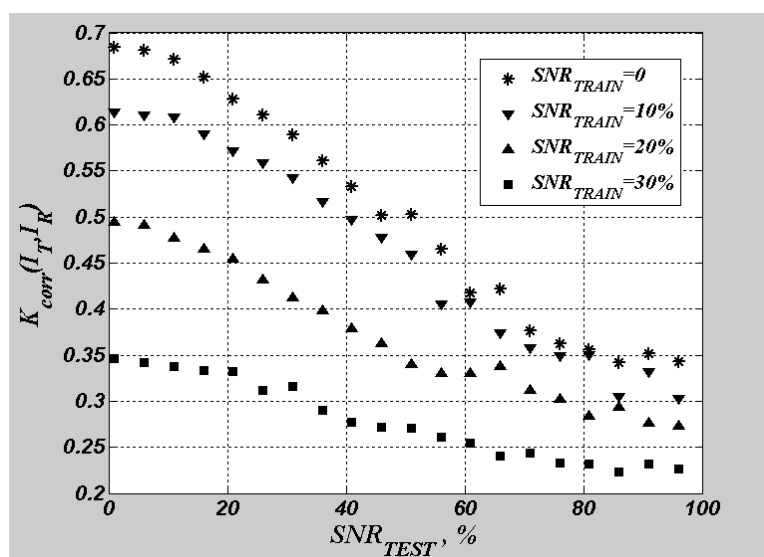


Рис. 6. Залежність коефіцієнта кореляції K_{corr} між тестовим I_T та реконструйованим I_R зображеннями від співвідношення сигнал/шум (SNR_{TEST}) вхідних даних

Найкращу якість реконструкції показала нейронна мережа, навчання якої проводили з використанням незашумлених даних. При цьому навіть за значного рівня шумів у тестових даних $SNR_{TEST} = (45 \div 50) \%$ на реконструйованому зображенні можна легко локалізувати область з підвищеною провідністю.

Висновок

1. Використання багат шарового перцептрона для розв'язування задачі реконструкції біполярної імпедансної томографії дало змогу отримати зображення розподілу провідності з коефіцієнтом кореляції 0.68.

2. Навчання ШНМ на реальних даних недоцільне, оскільки наявність шумів в останніх буде причиною зниження якості реконструкції.

3. Для навчання ШНМ потрібен синтез навчальних даних, отриманих імітаційним моделюванням з використанням детальних математичних моделей провідного тіла.

1. Пеккер Я.С. *Электроимпедансная томография* / Я.С. Пеккер, К.С. Бразовский, В.С. Усов и др. – Томск: Изд-во НТМ, 2004. – 192 с. 2. Корневский Н.А. *Проектирование электронной медицинской аппаратуры для диагностики и лечебных воздействий: Монография* / Н.А. Корневский, Е.П. Попечителев, С.А. Филист. – Курск: Курская городская типография, 1999. – 537с. 3. Netajatali A. *An Iterative Algorithm for Electrical Impedance Imaging Using Neural Networks* / A. Netajatali, I.R. Ciric // *IEEE Trans. Magn.* – Vol. 34, no. 5, pp. 2940–2943, September 1998. 4. Корженевский А.В. *Использование искусственных нейронных сетей для решения обратных задач электроимпедансной и магнитоиндукционной томографии* / А.В. Корженевский // *Журнал радиоэлектроники.* – 2001. – № 12. 5. Lampinen J. *Application of Bayesian Neural Network in Electrical Impedance Tomography* / Jouko Lampinen, Aki Vehtari, Kimmo Leinonen // *IJCNN'99. International Joint Conference on.*, – Vol. 6., pp. 3942–3947. 6. Adler, A. *A Neural Network Image Reconstruction Technique for Electrical Impedance Tomography* / A. Adler, R. Guardo // *IEEE transactions on medical imaging.* - vol. 13, no. 4, december 1994. 7. Soleimani M. *Electrical impedance tomography system: an open access circuit design [Електронний ресурс].* – режим доступу: <http://www.biomedical-engineering-online.com/content/5/1/28>. 8. Яворський Б.І. *Метод реконструкції зображень в електроімпедансній томографії* / Б.І. Яворський, Ю.Б. Промович // *Вісник ТДТУ ім. І. Пулюя.* – Т. 14. – 2009. – № 1. – С. 154–161. 9. Промович Ю.Б. *Мінімізація систематичної похибки мірювання електроімпедансного томографа* / Ю.Б. Промович // *Вісник Хмельницького національного університету.* 2010. – Т. 3. – С. 247–250. 10. Осовський С. *Нейронні мережі для обробки інформації* / С. Осовський. – М.: Фінанси й статистика, 2004. 11. Яворський Б.І. *Імітаційне моделювання прямої задачі електроімпедансної томографії* / Б.І. Яворський, Ю.Б. Промович, С.Б. Яворська // *Вісник Кременчуцького національного технічного університету імені Михайла Остроградського.* – 2011. – Вип. 3, Ч. 1. – С.49–53.