

Р. Дунець*, Ю. Рак, О. Зачко

Львівський державний університет безпеки життєдіяльності,

*Національний університет “Львівська політехніка”

КЛАСИФІКАЦІЯ ТЕРИТОРІЙ ЗАСОБАМИ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ УПРАВЛІННЯ ПРОЕКТАМИ В ЗАБЕЗПЕЧЕННІ ЕКОЛОГІЧНОЇ БЕЗПЕКИ

© Дунець Р., Рак Ю., Зачко О., 2008

Наведено методику класифікації регіонів України за рівнем екологічної безпеки з використанням моделі багатошарового персеプトна для управління проектами модернізації системи безпеки життєдіяльності.

The method of classification of regions of Ukraine is resulted after ecological strength security with the use of model of multi-layered perseptron for a management the projects of modernization of the system of safety of vital functions.

Вступ. Однією із умов входження України до ЄС є виконання класифікації її територій, в основу якої необхідно закласти рівні екологічної безпеки областей, районів, населених пунктів. Окрім інфраструктури регіональної політики, її ключовим компонентом є “проблемні” регіони, тобто ті території країни, які за певною ознакою класифікуються як такі, що вимагають додаткової допомоги з боку уряду, зокрема шляхом фінансових стимулів для регіонів. Необхідно при тому особливо відзначити, що не існує єдиного оптимального чи універсального підходу. Більшість учених і практиків погоджується з тим, що подібна класифікація має передусім бути максимально прагматичною з врахуванням особливостей екологічної ситуації в країні, тих чи інших специфічних характеристик міжрегіональної конфігурації. Очевидно, для країн з перехідною економікою, до яких належить Україна, завдання класифікації (віднесення тих чи інших регіонів до категорії проблемних) ускладнюється низкою об’єктивних причин, серед яких, насамперед, реальна загроза надмірної політизації цього питання в умовах невідпрацьованого механізму взаємодії між центральними органами виконавчої влади і регіонами.

Постановка задачі. Для розв’язання задачі класифікації територій того чи іншого регіону України було відібрано 9 показників з екологічної безпеки за 2006 р. [1–2]:

- шкідливі викиди в атмосферне повітря стаціонарними джерелами, тис. т;
- шкідливі викиди в атмосферне повітря пересувними джерелами, тис. т;
- заготівля деревини, тис. куб м;
- заготівля деревини від рубок головного користування, тис. куб м;
- відтворення лісів на землях лісового фонду, тис. га;
- утворилось відходів I–III класів небезпеки, тис. т;
- розміщено відходів у спеціально відведених місцях чи об’єктах (полігонах, комплексах, спорудах, ділянках надр тощо), що належать підприємствам, тис. т;
- розміщено відходів у місцях неорганізованого складування за межами підприємств, тис. т;

- наявність відходів I–III класів небезпеки у спеціально відведених місцях чи об'єктах (полігонах, комплексах, спорудах, ділянках надр тощо) та на території підприємств, тис т.

Використовуючи статистичний метод “головних компонент” та методику проф. Айвазяна [3], обчислюємо інтегральний індикатор по кожному регіону – інформаційний індекс екологічної безпеки. Результати наведені в табл. 1.

Таблиця 1

Інформаційні індекси екологічної безпеки регіонів України

Регіон	Інформаційний індекс екологічної безпеки
Автономна Республіка Крим	0.537034177
Вінницька	0.856248006
Волинська	0.924493604
Дніпропетровська	0.60481569
Донецька	0.133138387
Житомирська	0.844413191
Закарпатська	0.915938245
Запорізька	0
Івано-Франківська	0.771102381
Київська	0.739452531
Кіровоградська	0.838866014
Луганська	0.824452942
Львівська	0.880539683
Миколаївська	0.795661186
Одеська	0.899370013
Полтавська	0.841302602
Рівненська	0.923275531
Сумська	0.735950037
Тернопільська	0.893715369
Харківська	0.848298114
Херсонська	0.911181415
Хмельницька	0.954484419
Черкаська	0.856297445
Чернівецька	0.999264052
Чернігівська	0.856200917
Київ	0.836910013
Севастополь	1

Класифікація регіонів України. Відповідно до значення інформаційного індексу екологічної безпеки всі регіони були розбиті на три непересічні класи (табл. 2):

- умовно добрий (інформаційний індекс більший на 10% від середнього по країні);
- задовільний (інформаційний індекс екологічної безпеки перебуває в межах середнього по країні за умови, що верхній та нижній рівень цієї межі не перевищує середнього значення на 10 %);
- незадовільний (інформаційний індекс екологічної безпеки регіону має значення, що є нижчим на 20 % від середнього значення по країні).

Створення нейронної мережі. Результати класифікації територій України за рівнем екологічної безпеки були використані для створення нейронної мережі, де на вхід подавалися показники з екологічної безпеки регіонів України, а на виході – клас регіону. Формальні нейрони можуть поєднуватися в мережі по-різному. У нашій задачі видом нейронної мережі став *багатошаровий перцептрон* (рис. 1).

Класифікація регіонів України щодо рівня екологічної безпеки

умовно-добрий	задовільний	незадовільний
Волинська	Вінницька	Автономна Республіка Крим
Закарпатська	Житомирська	Донецька
Львівська	Івано-Франківська	Дніпропетровська
Одеська	Київська	Запорізька
Рівненська	Кіровоградська	
Тернопільська	Луганська	
Херсонська	Миколаївська	
Хмельницька	Полтавська	
Чернівецька	Сумська	
Севастополь	Харківська	
	Черкаська	
	Чернігівська	
	Київ	

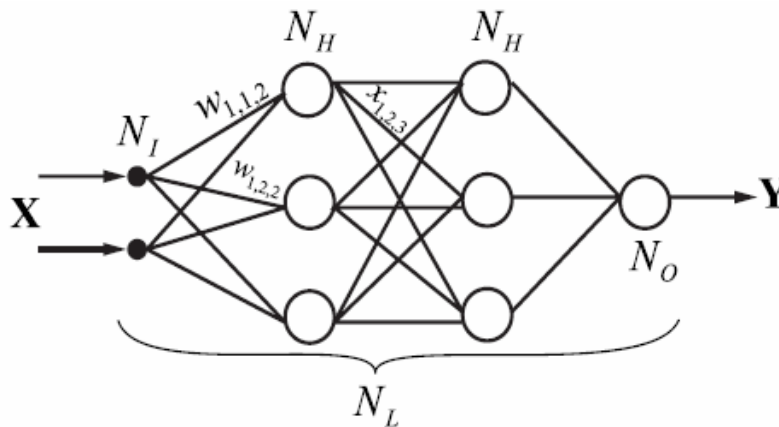


Рис. 1. Багатошаровий перцептрон

Мережа складається з довільної кількості шарів нейронів. Нейрони кожного шару з'єднуються з нейронами попереднього і наступного шарів за принципом "кожний з кожним". Перший шар (ліворуч) називається *сенсорним* або *вхідним*, внутрішні шари називаються *схованими* або *асоціативними*, останній (правий, на рис.1 складається з одного нейрона) — *вихідним* або *результативним*. Кількість нейронів у шарах може бути довільною. Звичайно у всіх схованих шарах однакова кількість нейронів.

Позначимо кількість шарів і нейронів у шарі. Вхідний шар: N_I нейронів; N_H нейронів у кожному схованому шарі; N_O – вихідних нейронів. x – вектор вхідних сигналів мережі, y – вектор вихідних сигналів.

Існує плутанина з підрахунком кількості шарів у мережі. Вхідний шар не виконує ніяких обчислень, а лише розподіляє вхідні сигнали, тому іноді його враховують, іноді — ні. Позначимо через N_L повну кількість шарів у мережі, враховуючи вхідний.

Робота багатошарового перцептрона описується формулами

$$NET_{jl} = \sum_i w_{ijl} x_{ijl}, \quad (1)$$

$$OUT_{jl} = F(NET_{jl} - \theta_{jl}), \quad (2)$$

$$x_{ij(l+1)} = OUT_{il}, \quad (3)$$

де індексом i завжди будемо позначати номер входу; j — номер нейрона в шарі; l — номер шару; x_{ijl} — i -й вхідний сигнал j -го нейрона в шарі l ; w_{ijl} — ваговий коефіцієнт i -го входу нейрона номер j у шарі l ; NET_{jl} — сигнал NET j -го нейрона в шарі l ; OUT_{jl} — вихідний сигнал нейрона; θ_{jl} — граничний рівень нейрона j у шарі l ;

Введемо позначення: w_{ij} — вектор-стовпець ваг для усіх входів нейрона j у шарі l ; W_l — матриця ваг усіх нейронів у шарі l . У стовпцях матриці розташовані вектори w_{jl} . Аналогічно x_{jl} — вхідний вектор-стовпець шару l .

Кожен шар розраховує нелінійне перетворення від лінійної комбінації сигналів попереднього шару. Звідси очевидно, що лінійну функцію активації можна застосовувати тільки для тих моделей мереж, де не потрібне послідовне з'єднання шарів нейронів один за одним. Для багатошарових мереж функція активації повинна бути нелінійною, інакше можна побудувати еквівалентну одношарову мережу, і багатошаровість виявляється непотрібною. Якщо застосовано лінійну функцію активації, то кожен шар даватиме на виході лінійну комбінацію входів. Наступний шар дасть лінійну комбінацію виходів попереднього, а це еквівалентно одній лінійній комбінації з іншими коефіцієнтами, і може бути реалізоване у вигляді одного шару нейронів.

Багатошарова мережа може формувати на виході довільну багатомірну функцію при відповідному виборі кількості шарів, діапазону зміни сигналів і параметрів нейронів.

Як і ряди, багатошарові мережі виявляються універсальним інструментом апроксимації функцій. Це помітно з роботи нейронної мережі від розкладання функції в ряд $f(x) = \sum_i c_i f_i(x)$

(рис.2):

$$f(x) = F \left(\underbrace{\sum_{i_N} w_{i_N j_N N} \cdots \sum_{i_2} w_{i_2 j_2 2}}_{\text{шар 2}} \underbrace{F \left(\sum_{i_1} w_{i_1 j_1 1} x_{i_1 j_1 1} - \theta_{j_1 1} \right)}_{\text{шар 1}} - \theta_{j_2 2} \cdots - \theta_{j_N N} \right)$$

Рис. 2. Розкладання функції в ряд

За рахунок почергового розрахунку лінійних комбінацій і нелінійних перетворень досягається апроксимація довільної багатомірної функції при відповідному виборі параметрів мережі.

У багатошаровому перцептроні немає зворотних зв'язків. Такі моделі називаються *мережами прямого поширення*. Вони не мають внутрішнього стану і не дозволяють без додаткових прийомів моделювати розвиток динамічних систем.

Щоб побудувати багатошаровий перцептрон, необхідно вибрати його параметри. Найчастіше вибір значень ваг і порогів вимагає *навчання*, тобто покрокових змін вагових коефіцієнтів і граничних рівнів.

Загальний алгоритм побудови багатошарового перцептрона. Загальний алгоритм такий (рис. 3):

1. Визначити, який зміст вкладається в компоненти вхідного вектора x . Вхідний вектор повинний містити формалізовану умову задачі, тобто всю інформацію, необхідну для одержання відповіді. У нашому випадку вхідним вектором є показники з екологічної безпеки регіонів.

2. Вибрати вихідний вектор y так, щоб його компоненти містили повну відповідь поставленої задачі. У нашому випадку вихідний вектор — клас регіону за рівнем екологічної безпеки.

3. Вибрати вид нелінійності в нейронах (функцію активації). При цьому бажано врахувати специфіку задачі, тому що вдалий вибір скоротить час навчання.
4. Вибрати число шарів і нейронів у шарі.
5. Задати діапазон зміни входів, виходів, ваг і граничних рівнів, з огляду на безліч значень обраної функції активації.
6. Привласнити початкові значення ваговим коефіцієнтам та граничним рівням і додатковим параметрам (наприклад, крутизні функції активації, якщо вона буде використовуватися під час навчання). Початкові значення не повинні бути великими, щоб нейрони не виявилися в насиченні (на горизонтальній ділянці функції активації), інакше навчання буде дуже повільним. Початкові значення не повинні бути і занадто малими, щоб виходи більшої частини нейронів не дорівнювали нулеві, інакше навчання також сповільниться.
7. Провести навчання, тобто підібрати параметри мережі так, щоб задача розв'язувалася найкраще. По закінченні навчання мережа готова розв'язати задачі того типу, яким вона навчена.
8. Подати на вхід мережі умови задачі у вигляді вектора x . Розрахувати вихідний вектор y , що і дасть формалізований розв'язок задачі.

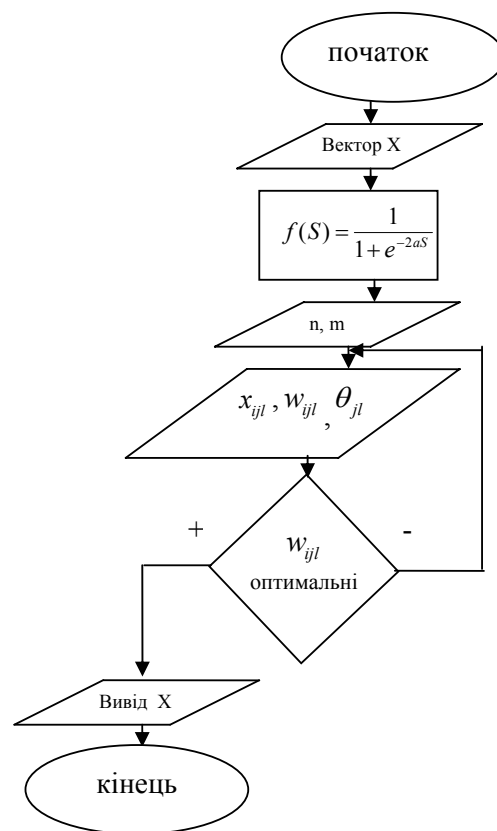


Рис. 3. Узагальнена блок-схема побудови багатозарового персептрона

Багатозаровий персептрон може розраховувати вихідний вектор y для будь-якого вхідного вектора x , тобто давати значення деякої векторної функції $y = f(x)$. Отже, умова будь-якої задачі, що може бути поставлена персептрону, повинна бути множиною векторів $\{x^1 \dots x^s\}$ з N_1 компонентами кожний:

Розв'язком задачі буде множина векторів $\{y^1 \dots y^s\}$, кожен вектор y^s з N_0 компонентами; $y^s = f(x^s)$, де $s=1..S$ — номер пред'явленого образу.

Усе, що здатен зробити перцептрон — це сформувати відображення $X \rightarrow Y$ для $\forall x \in X$. Це відображення ми не можемо "витягти" цілком з перцептрона, а можемо тільки порахувати відображення довільної кількості точок:

$$\begin{pmatrix} x^1 \rightarrow y^1 \\ \dots \\ x^s \rightarrow y^s \end{pmatrix} \quad (4)$$

тут множина векторів $x^1 \dots x^s$ — *формалізована умова задачі*, а множина $y^1 \dots y^s$ — *формалізований розв'язок*.

Розв'язання задачі формалізації. Задачу формалізації, тобто вибору змісту, яким наділяються компоненти вхідного і вихідного векторів, поки вирішує тільки людина на основі практичного досвіду.

Однозначних рішень формалізації для нейронних мереж поки не створено. Розглянемо, як вибирається зміст вхідних і вихідних даних у найрозповсюдженіших випадках.

Нехай є деякий об'єкт, що характеризується декількома параметрами $p_1 \dots p_n$. Нехай також є M класів об'єктів - $C_1 \dots C_m$. Спостерігаємо об'єкт і можемо розрахувати або виміряти його параметри. Вектор \mathbf{p} характеризує об'єкт, що спостерігається:

$$\mathbf{p} = \begin{pmatrix} p_1 \\ \dots \\ p_n \end{pmatrix} \quad (5)$$

На підставі вектора \mathbf{p} ми повинні вирішити, до якого класу зарахувати об'єкт, тобто вибрати C_i , до якого належить об'єкт, що характеризується набором параметрів \mathbf{p} .

Розв'язання задачі можна подати у вигляді вектора:

$$\mathbf{c} = \begin{pmatrix} c_1 \\ \dots \\ c_n \end{pmatrix} \quad (6)$$

і виконуються умови:

$$0 \leq c_m \leq 1 \text{ і } \sum_{m=1}^m c_m = 1 \quad (7)$$

Тут c_m — імовірність, з яким об'єкт зараховується до класу C_m . Якщо розглядати c_m як імовірності, то повинні виконуватися умови (7). Приміром, $c_1 = 0,9$, $c_2 = 0,1$ означає, що об'єкт із таким набором параметрів \mathbf{p} з імовірністю 0,9 належить до класу C_1 і з імовірністю 0,1 — до класу C_2 .

Якщо створити багатошаровий перцептрон із N входами і M виходами і навчити його давати на виході вектор \mathbf{c} , коли на вхід подається \mathbf{p} , то ми розв'яжемо поставлену задачу.

Мережа будує відображення $P \rightarrow C$ під час навчання. Цілком реально витягти це відображення мережа не дає змоги, але можна одержати довільну кількість пар $(\mathbf{p} \rightarrow \mathbf{c})$, зв'язаних відображенням. Для довільного вектора \mathbf{p} на вході можемо одержати імовірності приналежності до класів на виході.

Якщо навчання пройшло успішно, то ми, напевно, одержимо на виході імовірності. Це визначається алгоритмом навчання. Але найчастіше виявляється, що компоненти вихідного вектора можуть бути меншими 0 або більше 1, а друга умова (7) виконується лише приблизно: $\sum_{m=1}^m c_m \approx 1$.

Неточність — це наслідок аналоговості нейронних мереж. Більшість результатів, що даються нейронними мережами, неточні. Крім того, під час навчання мережі зазначені умови, що накладаються на імовірності, не вводяться в мережу безпосередньо, а неявно отримуються в безлічі даних, на яких навчається мережа. Це друга причина некоректності результату.

Такий спосіб формалізації — не єдиний, але один із найкращих. Можна навчити мережу і по-іншому. Нехай у мережі тільки один вихід, і нехай його зміст — номер класу m для вектора \mathbf{p} , пред'явленого на вході. Отже, мережа навчається залежності $m(\mathbf{p})$.

Якщо навчання було успішним, то коли на вхід мережі поданий вектор \mathbf{p} , що характеризує об'єкт, на виході буде отримано число m , і нами приймається рішення про приналежність \mathbf{p} до класу C_m .

На перший погляд такий спосіб формалізації економічніший: використовується всього один вихід.

Але існує важливий недолік. Розглянемо приклад класифікації (рис. 4).

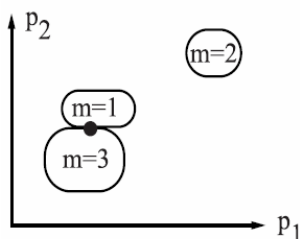


Рис. 4. Приклад некоректної класифікації

Нехай потрібно розділити об'єкти за двома ознаками, p_1 , p_2 , на три класи, $m=1$, $m=2$, $m=3$. Якщо вхідний вектор \mathbf{p} прийме значення, позначене жирною крапкою (рис. 3), то вихід мережі, у разі правильного навчання, прийме значення $m=2$, тобто об'єкт буде зараховано до класу 2, зовсім невідповідному.

Це явище виникає, тому що мережа схильна інтерполювати вхідні і вихідні дані. Якщо функції активації плавні, вагові коефіцієнти не занадто великі, і кількість шарів не є великою, то вихід мережі теж буде гладким і безперервним. Для близьких \mathbf{p} будуть отримані близькі m на виході. Але під час розв'язання задачі класифікації таке допущення буває неправильним. Звідси неправильний розв'язок. Щоб уникнути помилок, можна застосувати інші способи формалізації або упорядкувати номери класів m так, щоб близьким m відповідали близькі в просторі P класи.

У результаті побудови нейронної мережі на базі тришарового персептрона (1 шар — показники з екологічної безпеки, 2 шар — прихований, 3 шар — клас регіону) ми отримали модель, за допомогою якої можна визначати клас регіону за рівнем екологічної безпеки, подавши на вхід статистичні показники. Про адекватність побудованої моделі свідчить те, що з 27 випадків нейронна мережа лише в двох випадках неправильно класифікувала регіон (табл. 3). Проте це можна усунути, задавши більшу точність обчислення вагових коефіцієнтів синаптичних зв'язків. Єдиним недоліком є лише те, що цю задачу можна доволі довго виконувати на електронно-обчислювальній машині.

Таблиця 3

регіон	клас	[NET] Ср.кв.похибка	[NET] клас
Севастополь	умовно-добрий	0,5000000	задовільний
Закарпатська	задовільний	0,2007000	умовно-добрий
Херсонська	умовно-добрий	0,0246000	умовно-добрий
Рівненська	умовно-добрий	0,0202000	умовно-добрий
Волинська	умовно-добрий	0,0079000	умовно-добрий
Львівська	умовно-добрий	0,0006000	умовно-добрий
Луганська	задовільний	0,0002000	задовільний
Тернопільська	умовно-добрий	0,0002000	умовно-добрий
Автономна Республіка Крим	незадовільний	0,0001000	незадовільний
Кіровоградська	задовільний	0,0001000	задовільний
Одеська	умовно-добрий	0,0001000	умовно-добрий
Харківська	задовільний	0,0001000	задовільний
Чернігівська	задовільний	0,0001000	задовільний
Київ	задовільний	0,0001000	задовільний
Івано-Франківська	задовільний	0,0000416	задовільний
Чернівецька	умовно-добрий	0,0000347	умовно-добрий
Хмельницька	умовно-добрий	0,0000341	умовно-добрий
Житомирська	задовільний	0,0000228	задовільний
Вінницька	задовільний	0,0000189	задовільний
Дніпропетровська	незадовільний	0,0000146	незадовільний
Черкаська	задовільний	0,0000138	задовільний
Київська	задовільний	0,0000038	задовільний
Миколаївська	задовільний	0,0000014	задовільний
Сумська	задовільний	0,0000014	задовільний
Полтавська	задовільний	0,0000013	задовільний
Донецька	незадовільний	0,0000008	незадовільний
Запорізька	незадовільний	0,0000005	незадовільний

Висновки. Отже, наведена в статті методика побудови нейронної мережі на базі тришарового перцептрона, за допомогою якої можна розв'язувати задачу класифікації територій України за рівнем екологічної безпеки. Використання нейронної мережі для цієї задачі дозволяє уникнути великої кількості етапів під час розв'язання задачі чинними методиками.

1. Національна доповідь про стан техногенної та природної безпеки в Україні у 2007 році // http://www.mns.gov.ua/annual_report/2008/content_1.ua.php?m=B5&PHPSESSID=df93613218f3d7e020b0d7c7b0b7d494. 2. Проект концепції розвитку регіональної статистики // адреса електронних матеріалів Держкомстату України в Інтернеті: <http://www.ukrstat.gov.ua>. 3. Айвазян С.А. Интегральные индикаторы качества жизни населения: их построение и использование в социально-экономическом управлении и межрегиональных сопоставлениях. – М.: ЦЭМИ РАН, 2000. – 118 с. 4. Социальная статистика: Учебник/Под ред. чл.-кор. РАН И.И. Елисеевой. – М.: Финансы и статистика, 1997. – 416 с. 5. Айвазян С.А., Мхитарян В.С. Прикладная статистика и основы эконометрики: Учебник для вузов. – М.: ЮНИТИ, 1998. – 1022 с. 6. Круглов В.В., Борисов В.В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика. – М.: Горячая линия – Телеком, 2001. – 382 с.