

ЙМОВІРНІСНА НЕЙРОМЕРЕЖЕВА МОДЕЛЬ ОЦІНКИ СТАНУ ПРИДОРІЖНОГО СЕРЕДОВИЩА

Штепа В. М.¹, Заєць Н. А.¹, Желновач Г. М.²¹Національний університет біоресурсів і природокористування України,²Харківський національний автомобільно-дорожній університет

Розроблено нейронну мережу (НМ) аналізу стану придорожного середовища; підтверджено ефективність та адекватність її функціонування. Запропоновано методику практичного використання відповідної математичної моделі.

Постановка проблеми. Враховуючи складність та тривалість проведення експериментальних досліджень придорожного середовища; нелінійність зміни вхідних параметрів та фактичну неможливість відслідкування змін внутрішньосистем зв'язків, доцільно синтезувати відповідну математичну модель, яка б за умов неповноти та розмитості інформації розраховувала якість придорожного середовища – здійснювала дорадчо-експертні функції.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Встановлено, що при аналізі подібних об'єктів достатню адекватність та здатність до адаптивного навчання демонструються математичні структури на основі нейронних мереж [1-7]. Доцільність використання саме такого математичного апарату полягає також у наявності надійних програмних інструментів із відповідним інтерфейсом [8].

Мета досліджень. Обґрунтувати, синтезувати, перевірити на адекватність та розробити практичні рекомендації щодо використання нейромережевої моделі оцінки стану придорожного середовища.

Основні матеріали досліджень. Особливість функціонування нашої мережі полягатиме у наявності лише трьох класів (згідно з встановленою бальністю) до яких вона відноситиме вхідні набори даних: 1-а категорія – 1,85 балів; 2-а категорія – 2,65 балів; 3-а категорія – 2,85 балів.

При синтезі PNN (probabilistic neural network) - класифікатора як вхідні величини використали (табл.1):

- середня швидкість руху транспортного потоку (С, км/год);
- рівність поверхні (Р, см/км);
- інтенсивність руху (І, авт./добу);
- міжремонтні строки експлуатації (М, роки);
- повздожній похил (П, ‰).

Таблиця. 1 – Фактичні діапазони зміни вхідних величин

С	Р	І	М	П
23 – 105	45 – 160	839 – 11162	1 – 29	0 – 20

Вихід мережі – номер категорії (образу), до якої відноситься отриманий набір вхідних величин.

Нейромережевий шар додавання матиме по одному елементу для кожного класу з навчальної множини даних – 3. До всіх елементів цього шару йдуть зв'язку тільки від елементів шару зразків, що належать до відповідного образу.

Вагові значення зв'язків, що йдуть від елементів шару зразків до елементів шару додавання фіксуються рівними 1.

Елемент шару додавання просто підсумовує вихідні значення елементів шару зразків. Ця сума дає оцінку значення функції щільності розподілу ймовірності для сукупності примірників відповідної категорії. Вихідні елементи являють собою дискримінатори порогової величини, що вказують елемент шару додавання з максимальним значенням активації (тобто вказують на один із 3-ох класів).

Для такої мережі не потрібно навчання в тому сенсі, яке потрібне для мереж зі зворотним поширенням помилок, так як всі параметри мережі PNN (число елементів і значення ваг) визначаються безпосередньо навчальними даними.

Процедура використання мережі PNN є відносно простою. Після того як мережа побудована, невідомий екземпляр можна подати на вхід мережі, і в результаті прямого проходу через мережу вихідний шар вкаже клас, до якого, найімовірніше, належить зразок.

У контексті нашого завдання, цікавить не стільки дискретна класифікація, скільки значення виходу шару додавання, який вираховує щільності розподілу ймовірності для сукупності примірників відповідної категорії.

Тобто на виході цього шару зможемо відслідковувати динаміку зміни (потенційної зміни) належності до однієї з 3-ох категорій. При цьому воно відбуватиметься не строгим вказанням категорії, а ймовірності належності. Тобто, створивши певну градуальну шкалу можна з точки зору Байєсівської статистики знати кількісну оцінку забрудненості.

Певним недоліком є відсутність статистичної бази, яка б охоплювала весь теоретично можливий діапазон значень оцінки придорожного середовища: 1,0 – 4,0 балів. Однак: якість придорожного середовища більшості доріг нашої держави знаходитиметься саме у цьому діапазоні бальності; враховуючи особливість моделювання із використанням нейронних мереж, їхню здатність до узагальнюючого, неформалізованого та наближеного висновку, можна стверджувати, що достатньо точне моделювання здійснюватиметься у діапазоні більшому, як мінімум, на 20% від опрацьованого: 1,35 – 3,45 балів.

Для синтезу та дослідження відповідної НМ використаємо демоверсію Statistica 7.0 Neural Networks [8]. Функціональний критерій – мінімізація помилки НМ при відсутності перенавчання мережі. У контексті нашої задачі перевага Statistica над аналогічними про-

грамними розробками полягає у реалізації зручного інтерфейсу.

З метою перевірки роботи НМ у кожному із категоріальних блоків при навчанні (build) довільно виключимо по два набори вхідних та вихідної змінних (pattern). Їх використаємо при перевірці роботи синтезованої PNN (validation).

Для ефективного моделювання у пакеті Statistica Neural Networks вхідні дані автоматично розбиваються на три блоки: навчальний, контрольний, та тестовий. Наявність трьох блоків не є обов'язковою, однак тестовий блок покращує якість подальшої роботи, оскільки дає можливість впевнитись, що не відбулося “перенавчання” (overfitting) мережі.

Архітектура ймовірнісної мережі (рис. 1) включає: 5 нейронів вхідного шару, 51 нейрон шару розраунку щільності розподілу та 3 вихідних нейрони.

Оптимізація параметрів нейромоделі здійснюється на основі лінійних підходів та методу імітації “відпалювання” стосовно розподілу ймовірностей Гіббса:

$$P(x^* \rightarrow x_{i+1} | x_i) = \begin{cases} 1, & F(x^*) - F(x_i) < 0 \\ \exp\left(-\frac{F(x^*) - F(x_i)}{Q_i}\right), & F(x^*) - F(x_i) \geq 0 \end{cases} \cdot (1)$$

де $Q_i > 0$ — елементи довільно спадаючої до нуля послідовності.

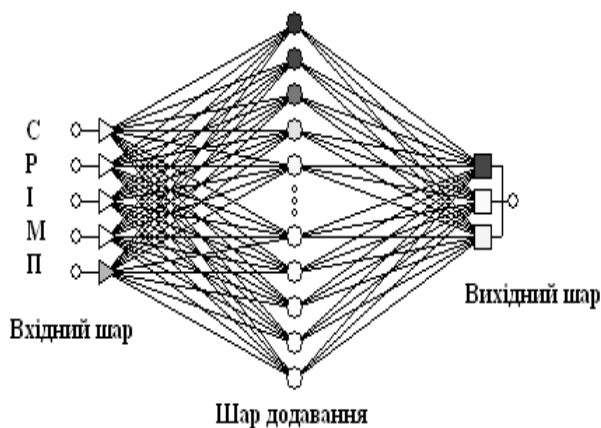


Рисунок 1 – Архітектура ймовірнісної (Байєсівської) НМ оцінки придорожного середовища

Виходячи з емпіричних міркувань [7], значення коефіцієнта згладжування – 0,25.

Провівши навчання (створення) PNN, отримали наступні значення середньоквадратичної похибки навчання в одиницях виходу: навчальна – 0,15501%; контрольна – 0,17308%; тестова – 0,1543%.

Отже, НМ “не завчила” вибірку навчальних даних. Невірно було класифіковано лише два набори даних (44-ий та 49-ий), тобто точність класифікації – 96,1%.

При цьому аналіз графіків розподілу ймовірностей показує, що НМ “відчуває” певну спорідненість ділянок А та С (рис. 2).

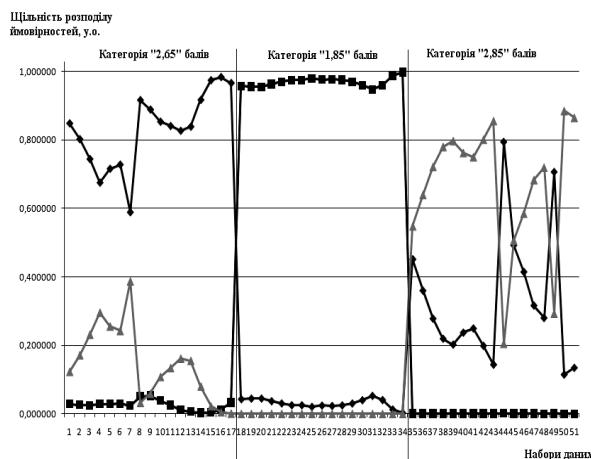


Рисунок 2 – Графіки щільності розподілу ймовірностей

Якість моделювання отримана при навчанні задовольняє технологічним вимогам.

Аналіз поверхонь відгуків впливу вхідних змінних на належність по певній категорії, які характеризуються значною нелінійністю, показує, що найбільше вагове значення мають комбінації параметрів: “міжремонтні строки експлуатації”, “інтенсивність руху” та “повздовжній похил поверхні” (максимальний вплив).

Аналіз отриманих результатів показав погіршення якості моделювання, що є звичайним при опрацюванні мережевою невідомих наборів. З 6-ти наборів даних вірно класифіковано 5: точність функціонування PNN – 83,3%. Також на 10 – 25% зменшились значення щільності розподілу ймовірностей класів-переможців. Однак, в цілому якість моделювання залишилась достатньою для ефективного застосування створеної НМ.

Наступний крок до створення дорадчої системи – генерування програмного коду PNN, який можна використовувати у інших середовищах. Для цього застосували функціональні можливості пакету Statistica Neural Networks та перекодували НМ на мову програмування C++ (рис. 3).

```

/* Type of output required - selected by outputType parameter */
switch (outputType)
{
/* The usual type is to generate the output variables */
case 0:
/* Post-processing, output 0, one-of-N encoding */
{
int winner=0;
/* Find highest output (the "winning" output neuron) */
for (i=1; i < 3; ++i)
if (02Acts[32+i] > 02Acts[32+winner])
winner = i;
outputs[0] = winner+1;
}
break;

```

Рисунок 3 – Фрагмент скриптіну PNN на C++

Однак, враховуючи недовільну наповненість проблемної області експериментальними даними, на початковому етапі використання лише нейромережевої моделі для якісного аналізу буде недостатнім. Тому опрацювання виходу НМ здійснюватиме відповідне рівняння регресії [9] (рис. 4), яке отримуємо провівши опрацювання попередніх даних (рис. 2).

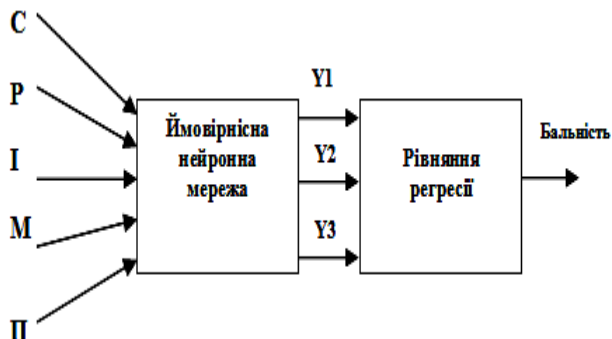


Рисунок 4. – Структура нейромережевої та регресійної моделей оцінки придорожного середовища

Незалежні змінні – виходи трьох шарів додавання НМ (Y1, Y2, Y3), які вираховують щільності розподілу ймовірності для сукупності примірників відповідного класу.

Залежна змінна – значення бальності.

При цьому для виключення впливу помилок, з набору (рис. 2) виключено 44-ий та 49-ий набори незалежних та залежної змінної.

Обробка експериментальних даних здійснювалась в демоверсії Statistica 7.0, отримано нелінійне рівняння регресії для бальності (рис. 3); при рівні ймовірності 0,95, коефіцієнтів множинної кореляції 0,998, стандартному відхиленні оцінки 0,126:

$$B = -3,60804 + 13,02108 \cdot Y1 - 6,76729 \cdot Y1^2 - 0,8476 Y2 + 6,26728 \cdot Y2^2 + 6,45207 \cdot Y3^2 \quad (1)$$

Практичне використання включатиме ряд етапів завдання яких, виходячи з недостатньої кількості інформації, буде напрацювання нових даних та підлаштування вже створеної PNN.

Експертна оцінка, при недостатності статистичних матеріалів, проводитиметься виходячи із щільності розподілу ймовірностей щодо відомих категорій (балів) – близькості до них. При відносній однаковості розподілу вибиратиметься група схожих категорій до яких буде найближчою апостеріорна ймовірність.

Висновки.

1. Ймовірнісні (Байєсівські) нейронні мережі доцільно використовувати для оцінки придорожного середовища, що підтверджується якістю моделювання на навчальних (відносна похибка – 96,1%) та попередньо недосліджуваних вибірках (відносна похибка – 83,3%).

2. Практичне використання розробленої ймовірнісної НМ вимагатиме значного доповнення статистичних матеріалів проблемної області.

Список використаних джерел

1. Дунин-Барковский В. Л. Информационные процессы в нейронных структурах / В. Л. Дунин-Барковский. – М.: Наука, 1978.- 163 с.
2. Каллан Р. Основные концепции нейронных сетей / Р. Каллан. – М.: Издательский дом "Вильямс", 2001. – 516 с.
3. Гареев А. Ф. Применение вероятностной нейронной сети для задачи классификации текстов / А. Ф. Гареев // Наука и образование. – М.: НиО. – 2004. – №11. – С. 105-117.
4. Рутковская Д. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы: Пер с польск / Д. Рутковская, М. Пилиньский, Л. Рутковский – М.: Горячая линия - Телеком, 2004. – 452 с.
5. Круглов В. В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика / В. В. Круглов. – М.: Горячая линия – Телеком, 2002. – 382 с.
6. Рідкокаша А. А. Основи систем штучного інтелекту. Навчальний посібник / А. А. Рідкокаша, К.К. Голдер. – Черкаси: "ВІДЛУННЯ-ПЛЮС", 2002. – 240 с.
7. Лисенко В. П. Ймовірнісна (Байєсівська) нейронна мережа класифікації температурних образів / В. П. Лисенко, В. М. Штепа, А. О. Дудник // Вісник аграрної науки. – К.: НААН. – 2011. – № 4. – 53-56 С.
8. Боровиков В. П. Нейронные сети. Statistica Neural Networks. Методология и технологии современного анализа данных / В.П. Боровиков. – М.: Горячая линия – Телеком, 2008. – 392 с.
9. Бондарь А. Г. Математическое моделирование в химической технологии / А. Г. Бондарь. – К.: Высшая школа, 1973. – 280 с.

Аннотация

ВЕРОЯТНОСТНАЯ НЕЙРОННАЯ МОДЕЛЬ ОЦЕНКИ СОСТОЯНИЯ ПРИДОРОЖНОЙ СРЕДЫ

Штепа В. Н., Заец Н. А., Желновач А. Н.

Разработано нейронную сеть анализа состояния придорожной среды; подтверждено эффективность и адекватность её функционирования. Предложено методику практического использования соответствующей модели.

Abstract

PROBABILISTIC NEURAL MODEL FOR ENVIRONMENTAL ASSESSMENT OF THE WAYSIDE

V. Shtepa, N. Zaeytc, A. Zhelnovach

Developed neural network analysis of the roadside environment, confirmed the effectiveness and adequacy of its operation. The technique of using practical appropriate the model.