

ВИКОРИСТАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ У ПРОЦЕСІ ДИСТАНЦІЙНОГО НАВЧАННЯ У ВИЩІЙ ШКОЛІ

П.Стефанциш

Однією з умов ефективного функціонування системи дистанційної освіти (СДО) є використання в процесі навчання технологій, що дозволяють досягти максимального рівня інтерактивності між викладачем і студентом. Виконання даної умови передбачає пошуки вимог до цих технологій є забезпечення ефективного контролю як адекватної оцінки викладачем результатів навчальної діяльності студентів. Тому особлива увага приділяється застосуванню нових інформаційних технологій підтримки прийняття рішень у процесі дистанційного навчання (ДН). На наш погляд, ефективним інструментом контролю діяльності студентів у процесі ДН є *штучні нейронні мережі (ШНМ)*.

Слід зазначити, що нині нейромережеве моделювання успішно використовується для аналізу в різних сферах науки та бізнесу, зокрема, цілком підходить для розв'язання деяких завдань ДН. Принципова схема роботи ШНМ є аналогом схеми сприйняття людиною навколишнього світу. Аналіз функціонування організму формулювати гіпотезу про те, що в основі роботи нейронних мереж є подібні механізми, що забезпечують функцію детектування і класифікації сигналів [4]. Тобто, різні відділи нервової системи людини функціонують за єдиним принципом, а саме, за принципом *розпізнавання образів*. Під розпізнаванням образів розуміють класифікацію складних образів, яка є інваріантною до різного роду перетворень [4]. Наприклад, якщо викладач оцінює знання студента безпосередньо при особистому контакті, то інтегральну оцінку його сприйняття й аналізу своїми органами чуття інформації, що надходить від студента.

Мовою теорії розпізнавання образів означає, що викладач *идентифікує об'єкт*, на підставі аналізу ознак об'єкта він відносить його

до одного з апріорі заданих класів (образів). У цьому випадку класами можуть бути оцінні бали.

У дистанційного навчання процесі оцінки та контролю знань використовуються віддаленістю передавача та приймача інформації (студента та викладача) у просторі. Використання ШНМ дозволить *перевести* функції головного мозку людини штучній нейронній мережі, тобто вирішити проблему просторової віддаленості об'єктів (рис. 1).

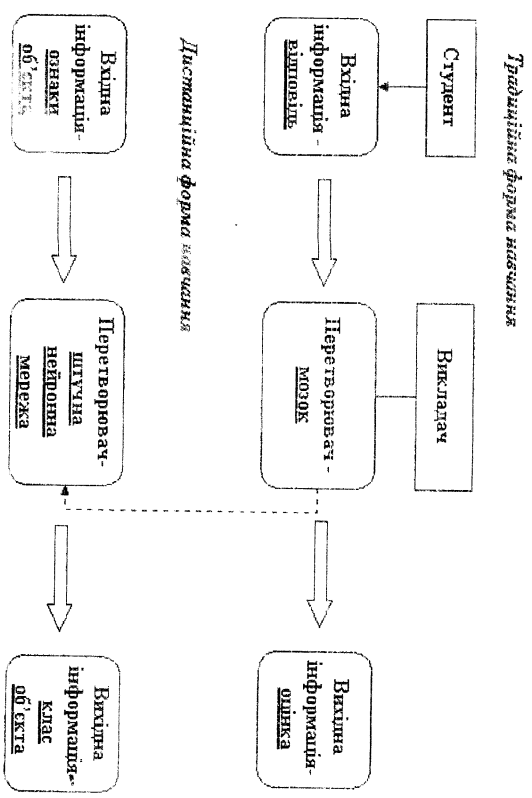


Рис. 1. Оцінка знань за традиційної та дистанційної форм навчання

Отже, мережа буде оцінювати не лише точність відповіді (результат), а й процес його досягнення, наприклад: принципи побудови логічних конструкцій, швидкість відповіді на завдання, ступінь срудилції та багато інших особистісних характеристик студента, які доцільно оцінити дистанційно тільки на підставі відповідей на поставлені завдання.

Таким чином, штучні нейронні мережі — це системи, що моделюють пердедгтивні функції людини, а *нейрони*, своєю чергою, є детек-

торами ознак, що вибірково реагують на ті чи інші ознаки сигналізації [4].

У цьому випадку всі функції, що характеризують процеси сприйняття й обробки інформації, є строго формалізованими. Тому у моделюванні нейронних мереж, окрім теорії розпізнавання образів, використовують знання з інших наук: біології, математики, теорії інформації.

Проте треба відзначити, що застосування нейронних моделей у будь-якій предметній галузі є доцільним лише тоді, коли виконуються такі умови:

- фахівці з даної предметної галузі вміють формулювати свої проблеми у термінах, що допускають просте нейромережеве рішення [9];

- наявність широких масивів інформації, що підлягають аналізу. Фахівці з нейронного моделювання й аналізу виділяють 2 класи штучних нейронних мереж: керовані (КНМ) і некеровані (ННМ). Застосування конкретного класу в процесі ДН зумовлено метою взаємодії учасників процесу навчання. Завдання, які можуть бути вирішені за допомогою конкретного класу нейронних мереж, зображені на рис. 2.

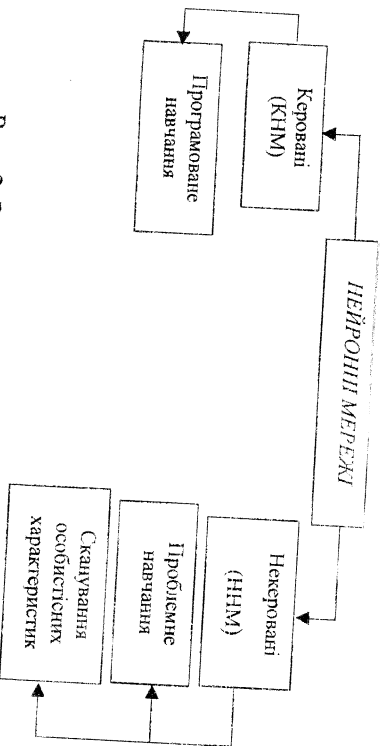


Рис. 2. Застосування нейронних мереж у процесі ДН

Розглянемо можливі варіанти застосування КНМ і ННМ у процесі дистанційного навчання детальніше.

В основі принципу функціонування КНМ є так зване *кероване навчання*, чи «навчання з учителем» [7, 9]. Слід визначити, що під терміном «навчання» у теорії нейронного аналізу даних розуміють

ітеративну процедуру добору ваг, тобто параметрів, які використовуються для зв'язування входних (або проміжних) значень мережі під час формування вихідного потоку.

Даний тип навчання припускає наявність деякого *еталону*, тобто чинильної мети, з яким у процесі моделювання шляхом підстроювання нейронів здійснюється порівняння фактичних входів моделі.

Мережі даного класу можуть використовуватись, наприклад, під час *програмованого навчання*, головним елементом якого є навчальна програма, яка складається з упорядкованої послідовності завдань [2, 3, 8]. Найтипівішою формою такого навчання є, наприклад, така, коли дається набір відповідей на питання, з яких необхідно вибрати одну правильну.

За даної ситуації маємо такі параметри моделі:

- *входи*: відповіді на кожне завдання програми, вибрані студентом;
- *еталон*: правильні (визначені викладачем) відповіді на кожне завдання програми;
- *виходи*: показники близькості входів і еталону.

У даній статті нами не наводиться математичний апарат для «навчання» мережі. Натомість лише, що метою роботи КНМ традиційно вважається *розпізнавання образів*, які сформовані на підставі сталонних даних. У нашому прикладі «розпізнавання образів» можна розглядати як спосіб контролю активної діяльності студента.

Відзначимо відмінні риси нейронної системи оцінки й оцінки *на основі судожень* (наприклад, звичайної експертної оцінки). До них, насамперед, треба віднести:

- наявність *формальної моделі оцінки* знань студентів;
- можливість досить легкого відстеження *джерела систематичної помилки* у поточній оцінці та прогнозуванні рівня засвоєння знань студентами, а також візуалізація «проблемних галузей» на підставі техніки використання даних [9].

Таким чином, якщо за допомогою КНМ здійснюється оцінка знань студентів у багатьох предметних галузях (чи з багатьох аспектів однієї предметної галузі), то існує можливість встановлення *якісних ознак*, що впливають на вибір відповідей. Отже, можна значно підвищити точність розробки навчальних програм на підставі інформативності значущих ознак.

На відміну від КНМ, некерваним нейронним мережам властиві *саморегуляції*. Для їх «навчання» немає необхідності знати правильні відповіді на кожний навчальний приклад, тобто попередньо не встановлюється деякий еталон, з яким у процесі моделювання порівнюються вхідні дані.

Принцип функціонування мереж даного класу, заснований на встановленні внутрішньої структури вхідних даних чи кореляції між деякими групами у системі даних, дозволяє розподілити ці групи за категоріями [9]. Тобто, мережа самостійно формує свої виходи, адаптуючись до сигналів, які надходять на входи.

У значенні «вчителя» за цього випадку можуть бути самі вхідні дані, тобто наявна в них інформація і закономірності [7, 9]. Тому ННМ також прийнято називати мережами, що *самонавчаються*.

Розглянемо можливе використання некерваної нейронної мережі у процесі дистанційного навчання.

Як було відзначено, ННМ у процесі дистанційного навчання можуть застосовуватися для *сканування особистісних характеристик* студентів, на підставі якого викладач буде розробляти *індивідуальну програму* навчання.

Алгоритм сканування особистісних характеристик за допомогою нейронного аналізу взагалі визначається такими діями:

1. Студент *доцільно* відповідає на питання тесту, який є інструментом сканування (тобто припускаються відкриті питання).

2. Програма нейромережового аналізу ітераційно виконує *агрегування вхідних даних* (відповідей на питання тесту) у *класи*, ядром яких є одна чи група значущих ознак.

3. Класи, сформовані внаслідок реалізації процедури нейрообробки даних, визначають ознаки, на підставі яких може бути складений адекватніший особистісний портрет студента на момент тестування. Як правило, критерієм добору даних для об'єднання їх у класи є мінімальне значення формально (математично) визначеної відстані між ними (чи значення деякої *функції євклідова* [9]).

Відзначимо, що ННМ також можуть використовуватися за *проблемного навчання* [3, 5, 6].

Проблемне навчання – це систематичне включення студентів у процес розв'язання творчих завдань практичного і пізнавального характеру під час вивчення вузлових положень навчальної дисципліни [3, 5, 6].

У даному випадку, як і під час сканування особистісних характеристик, виконується формальний аналіз змісту відповідей студента, які попередньо не програмуються. В результаті нейрообробки даних також виявляються *класи*, що у стислому вигляді містять вхідну неструктуровану інформацію.

Формування цих класів здійснюється з використанням спеціальних технологій «стиксу», наприклад – *зниження розмірності* даних у мінімальному втраченому інформації (аналіз головних компонентів) і *вмешення різноманітності* даних (кластеризація, квантування безунівної вхідної інформації за значущими ознаками-прототипами) [9].

Процедура «стиксу» даних (зменшення ступеня їхньої надмірності) значно полегшує наступну роботу з ними, виділяючи дійсно *неважливі ознаки об'єктів* (у даному випадку відповідей студента).

Результати моніторингу цих ознак під час виконання студентом творчих завдань, на нашу думку, можуть бути застосовані для відстеження рівня отриманої ним у процесі навчання освіти (наприклад, можуть складатися *карти динаміки рівня освіти*, в яких проміжні та підсумкові результати процесу навчання будуть візуалізовані).

Окрім того, така оцінка рівня освіти, на наш погляд, є точнішою, ніж оцінка, яка отримана на підставі суджень у результаті поточного чи підсумкового контролю знань.

Розглянемо деякі технічні питання розв'язання творчих завдань. Інформацію в тому вигляді, в якому вона надходить безпосередньо від студента, не можна використовувати для обробки нейронною мережею, тому що мережа сприймає на вході тільки числа. Отже, необхідно виконати попереднє *кодування* даних.

Відзначимо, що спеціалісти в галузі нейромережового моделювання визначають функціонування мережі як сукупність етапів обробки даних (рис. 3). Суть цих етапів детально розкрито в лекціях С. Шумського [9]. Стисло опишемо кожний етап.

Нормування даних зумовлює незалежність отриманих у процесі моделювання результатів від вибору одиниць виміру вхідних даних.

Попередня обробка даних припускає вивчення очевидних нерегулярностей із даних, полегшуючи тим самим виявлення стійких закономірностей [7, 9].

«Навчання» мереж із різною архітектурою допускає, що результат залежить як від розмірів мережі, так і від початкової конфігурації. Отже, метою даного етапу є збільшення ступенів вільності у доборі мережі, що сформує оптимальний набір ознак.

Процедура *добору оптимальних мереж* заснована на виборі тих мереж, що дадуть найменше значення формально визначеної помилки прогнозування.

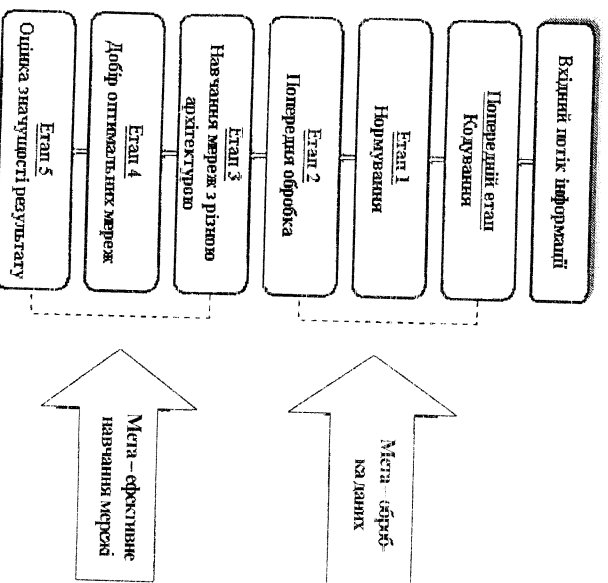


Рис. 3. Етапи нейромережового аналізу

Оцінка значущості прогнозування є додатковим параметром, на підставі якого здійснюється добір оптимальних мереж, тому він виділяється в окремий етап нейроаналізу.

Розглянемо детальніше способи кодування вхідного потоку інформації, які визначені в роботах фахівців з нейронного моделювання.

Відповіді на контрольні питання можуть бути представлені як змінні: *ордінатні* (упорядковані) і *категоріальні* (рівної значущості або одного рівня). *Список кодування* визначається типом змінних.

У обох випадках змінна відноситься до одного з класів дискретного набору [9]. Однак у першому випадку ці класи можна ранжувати, а в другому – впорядкованість відсутня. Для кодування ординальних змінних треба відповідно поставити номерам категорій такі числові значення, які зберігають існуючу впорядкованість. Наприклад, кожному із значень (низький, середній, високий), (неважливо, важливо, дуже важливо) формування набору числових вхідних даних можна поставити відповідний ряд чисел (1, 2, 3).

Для кодування категоріальних змінних часто на практиці використовуються бінарне кодування, тобто використовуються значення бінарних нейронів. Наприклад, якщо студенту пропонується набір з 5 незалежних відповідей на контрольне завдання у процесі протрамованого навчання, то кожний з них може бути закодованим таким чином: (1,0,0,0,0), (0,1,0,0,0),..., (0,0,0,0,1)... Алгоритми кодування вхідної інформації дозволяють використовувати її на наступних етапах обробки.

Визначимо, що добір алгоритму кодування інформації залежить, передусім, від класу ШНМ і від задач, які треба розв'язати за допомогою мережі. Детальніше принципи кодування розглянуті в праці [1].

Традиційно прийнято вважати, що основна мета попередньої обробки даних – *максимізація емпіричної закодованих даних*, тобто середньої кількості інформації, що міститься в прикладах з навчальної добірки [9].

Незважаючи на те, що до цього часу в Україні у сфері освіти переважають *методи судження* в оцінюванні діяльності студентів, і в кращому випадку – методи традиційного статистичного аналізу, слід зазначити, що нейронні мережі, на наш погляд, – ефективніший інструмент інформаційної підтримки СДО. Особливо це зумовлено тим, що:

- існує можливість аналізу широких масивів інформації у режимі on-line (тобто, у реальному режимі адаптуватися до мінливого потоку даних) [7];
- нейронні мережі є зручним інструментом нелінійного аналізу, що дозволяє порівняно легко знаходити способи глибокого стиску інформації, виявляти стійкі непривіальні ознаки і візуалізувати проміжні та підсумкові результати процесу навчання;

- нейронні мережі забезпечують вищий ступінь об'єктивності сканування рівня знань порівняно з традиційними методами оцінки.

Тобто, використання нейронних мереж сприятиме значному підвищенню ефективності функціонування СДО.

1. *Аршинов М.Н., Садовский Л.Е.* Коды и математика: рассказы о кодировании. – М.: «Наука», 1983.

2. *Беспалько В.П.* Программированное обучение: теоретические основы. – М.: Высш. шк., 1970.

3. *Голуб Б.А.* Основы общей дидактики. Учеб. пособие для студ. пед. вузов. – М.: Гуманит. изд. Центр ВЛАДОС, 1999.

4. *Дейч С.* Модели нервной системы. – М.: «Мир», 1970.

5. *Матюшкин А.М.* Проблемные ситуации в мышлении и обучении. – М.: Педагогика, 1972.

6. *Махмутов М.И.* Теория и практика проблемного обучения. – Казань: Татарское книжное издательство, 1972.

7. Нейросетевая техника // нейроучебник / theory 7. files / practika 4 / htm.

8. *Талызина Н.Ф.* Теоретические основы контроля в учебном процессе. – М.: Знание, 1983. – 96 с.

9. *Шумский С.А.* Избранные лекции по нейрокомпьютерингу // нейроучебник / theory. files / shumsky 1. htm.