

# **МАТЕМАТИЧНА МОДЕЛЬ РОЗПІЗНАВАННЯ СИМВОЛІВ НА ОСНОВІ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ**

**Савчук Т.О., к.т.н., доцент кафедри інтелектуальних систем,  
Ярема Є.О., Вінницький національний технічний університет**

На сьогодення розроблено багато систем, що демонструють можливості штучних нейронних мереж: мережі здатні подавати текст фонетично, розпізнавати рукописні букви, стискувати зображення. Більшість потужних мереж, що здатні розпізнавати символи та звуки беруть за основу принцип зворотного поширення.

При навчанні мережі кожна входна (або вихідна) множина сигналів розглядається як вектор. Навчальні алгоритми можуть бути класифіковані як алгоритми навчання без вчителя і з вчителем.

Методи навчання мережі із вчителем передбачають, що існують пари “вхід-вихід”, тобто відомі значення входних векторів, і значення вихідних векторів, що їм відповідають.

Навчаючи мережу розпізнавати нові символи дуже часто знищуються або змінюються результати попереднього навчання. Адаптивна резонансна теорія (APT) є одним з рішень цієї проблеми.

Для навчання нейронної мережі APT пропонується метод за яким особа, що керує мережею, бере особисту участь у навчанні мережі, вона сама задає еталонні зображення всіх символів, а також перекручені зображення еталонів (зашумлені копії).

В якості головного компонента системи виступає багатошаровий перцептрон. Кількість нейронів перцептрана визначається кількістю вивчених ним образів ( $m$ ), кількість синапсів ( $n$ ) визначається розширенням рисунків, які розпізнаються.

Розглянемо алгоритм зворотнього поширення для перцептрана. Символ подається рисунком, розміри якого 79.38 x 52.92 мм, тип – бітовий, розширення \*.bmp. Мережею рисунок розбивається на 600 частин (по горизонталі на 20, по вертикалі на 30). Отже кількість синапсів для одного нейрона буде незмінним числом і визначатися як:  $n = 20 * 30 = 600$

Навчання перцептрана з урахуванням запропонованого підходу можна подати алгоритмом:

1. Ініціалізуються усі ваги мережі в малі ненульові величини.
2. На вход мережі подається входний навчальний вектор  $x$  входних символів і обчислюється сигнал  $NET$  вихідної функції від кожного

нейрона, використовуючи формулу:  $NET_j = \sum_i x_i w_{ij}$ ,

де:  $x_i$  -  $i$ -й елемент вхідного вектора  $X$ ;  $w_{ij}$  - вага входу  $i$  нейрона  $j$ ;  
 $NET_j$  - рівень збудження післясинаптичного нейрона.

3. Обчислюється значення граничної функції активації для сигналу  $NET$  від кожного нейрона в такий спосіб:  $OUT_j = 1$ , якщо  $NET_j$  більше ніж поріг  $\theta_j$ ;  $OUT_j = 0$  у протилежному випадку,

де:  $\theta_j$  являє собою поріг, що відповідає нейрону  $j$ .

4. Обчислюється помилка для кожного нейрона:  $error_j = target_j - OUT_j$ ,

де:  $error_j$  - помилка для  $j$ -го нейрона;  $target_j$  - необхідний вихід  $j$ -го нейрона;

$OUT_j$  - отриманий вихід  $j$ -го нейрона.

5. Кожна вага модифікується в такий спосіб:  $w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \alpha x_i error_j$ ,

де:  $w_{ij}(t+1)$  - вага входу  $i$  нейрона  $j$  в момент часу  $(t+1)$ ;  $w_{ij}(t)$  - вага входу  $i$  нейрона  $j$  в момент часу  $t$ ;  $\alpha$  - нормуючий коефіцієнт навчання, початкове значення якого 0,1 який зменшується в процесі навчання.

6. Повторюються кроки з другого по п'ятий доки помилка не стане досить малою.

Робота створеної системи на основі вищезазначеного методу навчання перцептрона полягає у підрахуванні виходів перцептрона і якщо два або більше нейронів на виході отримали максимальне значення, то переглядається який нейрон має більшу суму на виході його суматора і вносяться зміни до результату.

Активаційна функція нейронів має вигляд лінійного порога :

$$Y = S, \text{ при } S < T; Y = 1, \text{ при } S \geq T,$$

де:  $Y$  — значення активаційної функції;  $S$  — аргумент активаційної функції;

$T$  — величина порога.

Подальше навчання перцептрону здійснюється під час роботи роботи інтелектуального модуля штучних нейронних мереж по розпізнаванню символів. Ваги синапсів корегуються відповідно Дельта-правилу:  $\delta = (D - Y)$ ,

де  $\delta$  - різниця між необхідним або цільовим виходом  $D$  і реальним виходом  $Y$ .

Дельта- правило модифікує ваги відповідно до необхідного і дійсного значень виходу кожної полярності як для безперервних, так і

для бінарних входів і виходів.

Алгоритм навчання зберігається, якщо  $\delta$  збільшується на величину кожного входу  $x_i$  і цей добуток додається до відповідної ваги. З метою організації управління середньою величиною зміни ваг введемо коефіцієнт "швидкості навчання"  $\eta$ , що збільшується на  $\delta x_i$  при навчанні:

$$\Delta_i = \eta \delta x_i; w(n+1) = w(n) + \Delta_i,$$

де:  $\Delta_i$  – корекція, зв'язана з  $i$ -м входом  $x_i$ ;  $\eta$  – коефіцієнт швидкості навчання;

$w_i(n+1)$  –  $i$ -те значення ваги після корекції;  $w_i(n)$  –  $i$ -те значення ваги до корекції.

Дельта-правило модифікує ваги відповідно до  $i$ -го необхідного дійсного значення виходу.

Таким чином, використання зворотнього поширення для перцептрона, дозволяє досягти ефективного розпізнавання навіть зашумлених сиволів.

## ВИКОРИСТАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ПРИ ВІЗНАЧЕННІ ЕФЕКТИВНОСТІ ІННОВАЦІЙНОГО ПРОЕКТУ

Савчук Т.О., к.т.н. доцент кафедри інтелектуальних систем

Сакалюк Т.В.

Вінницький національний технічний університет

Аналіз інноваційних процесів в Україні показав, що між науковими розробками і їх реальним впровадженням у виробництво існує великий розрив, що негативним чином впливає як на науковий так і на економічний потенціал держави. Це можна пояснити відсутністю ефективних методів та засобів контролю за впровадженням інноваційного проекту, незважаючи на застосування обчислювальної техніки та складного програмного забезпечення. Саме тому важливою є оцінка ефективності інноваційного проекту на всіх стадіях його запровадження.

Застосування методів оцінки ефективності вкладень у інновацію на основі економічних залежностей має істотні недоліки, оскільки не