

УДК 004.89

## ВИКОРИСТАННЯ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ КЛАСИФІКАЦІЇ МІТЧИКІВ

*О.Б. Турчин, М. М. Яцишин*

*ІФНТУНГ, 76019, м. Івано-Франківськ, вул. Карпатська, 15, електронна адреса:*

*lexfox777@gmail.com*

**Вступ.** Ще в 50-х роках ХХ століття було зрозуміло, що використання принципів закладених природою в нервову систему відкриває широкі можливості в таких областях як прогнозування, аналітика, класифікація та ін. Штучні нейромережі є неймовірно адаптивними, а значить – це якісно відрізняє їх від інших моделей, що ефективно працюють тільки в завідома відомих межах. З 60-х років ХХ століття було створено десятки математичних моделей ШНМ, що абстрагувалися від даних та фокусувалися на процесі «навчання» [1]. Наприклад, одні й ті самі штучні нейронні мережі можуть використовуватися як для прогнозування коливань індексів фондових бірж так і для прогнозування погоди. Сьогодні поширене використання ШНМ в банківських системах, страхових компаніях, нафтогазовій, хімічній та військовій промисловості вважається класикою, бо розкривають колосальні можливості перед розробниками ПЗ та користувачами [2].

**Обґрунтування вибору математично-алгоритмічного апарату.** Розпізнавання образів таких як текст, зображення, рукопис, звук, відео, мова є основною галуззю, де дуже яскраво проявили себе штучні нейронні мережі [3]. Це пов'язано з тим, що звичайні математичні моделі нездатні охопити весь спектр всієї інформації, яку слід аналізувати і розпізнавати. Штучні нейронні мережі дозволяють на основі певної частини даних встановити закономірності, що будуть правильними для всієї області даних, а адаптивна математична модель, що лежить в основі, абстрагується від даних по яких встановлюється закономірність (процес «навчання»).

Тому в даному контексті слід зрозуміти, що є доцільним використання математичних моделей штучних нейронних мереж для класифікації мітчиків у нафтогазовій промисловості.

**Огляд предметної області.** При обриві бурильної клони за способом використання розрізняють такі 3 типи мітчиків: універсальні мітчики, що використовуються коли колона закінчується ніпелем, перехідником, муфтою або висадженою частиною труби; спеціальний мітчик - колона закінчується замковою різьбою муфтової частини замка; гладкі мітчики - колона закінчується внутрішнім круговим перерізом з товщиною стінки від 15 мм.

Не зважаючи на те, що подані типи мітчиків мають різні конструктивні особливості для них характерний певний набір спільних фізичних даних таких, як діаметр різьби (мм), діаметр (мм), довжина (см) і частково спільний параметр—вантажопідйомність (кН). На даному етапі оцінки характеристик слід відмітити, що велика кількість параметрів так званого «образу» несе як позитивний так і негативний вплив, оскільки дозволяє сформулювати більш точну

таблицю вагових коефіцієнтів, але з іншої сторони може зменшити швидкість навчання нейромережі. Для прикладу розроблений прототип на основі ART-1 (Adaptive resonance theory) при однаковій кількості вхідних образів уповільнювалася майже в 2 рази, якщо додавалася одна додаткова характеристика. У той же час, прототип на основі мережі зустрічного поширення (CounterPropagation) демонстрував схожу тенденцію до уповільнення навчання. Даний аспект можна вважати ахіллесовою п'ятою багатьох ШНМ.

Використання ШНМ для визначення мітчиків дозволяє визначити мітчик незалежно від країни виробника, маркування, або конструктивних особливостей, а тільки на основі характеристик мітчиків, що подавались для навчання мережі. Також нейромережа перенавчається згідно нових даних, тобто ПЗ буде працювати в майбутньому, оскільки адаптуватиметься до новітніх тенденцій.

**Розробка та тестування ПЗ.** Оцінка ефективності використання штучних нейронних мереж проводилася на основі ART-1 та мережі зустрічного поширення. На вхід кожній мережі подавалося 3 типи мітчиків по 12 моделей для кожного та проводилося навчання. Після цього кожній мережі подавався синтетичний образ, параметри якого були згенеровано за допомогою лінійного конгруентного методу генерації рівномірно розподілених чисел. Далі мережі розпізнавали і виводили припущення про тип обладнання до якого може належати образ. На основі кількості збігів припущень нейронних мереж щодо типу синтетичних образів із реальними типами обчислювалося точність мереж.

В результаті 100 синтетичних образів мережа ART-1 розпізнавала з точністю близькою до 86%, а CounterPropagation—до 95%. Повторення декількох разів тестування вказувало на можливість похибки -  $\pm 5\%$ .

**Висновок.** Результати тестування прототипів штучних нейронних мереж, розроблених для визначення мітчиків, дають зрозуміти, що проаналізувавши дані 36 моделей, вони успішно визначають тип в 9 з 10 випадків. Отже використання нейронних мереж для класифікації є доцільним в умовах стрімкого розвитку технологій буріння свердловин та видобутку нафти, оскільки можуть застосовуватися не тільки для класифікації окремого обладнання, але і для моніторингу аварій на трубопроводах чи прогнозування можливих запасів нафти та газу в родовищах. Проаналізувавши великі об'єми даних, математичні моделі, які закладені в ШНМ, допоможуть встановити закономірності, що є не очевидними для людини, але важливими під час видобутку та розробки.

#### Літературні джерела

- 1 Розенблат Ф. Принципы нейродинамики: Песептрон и теория механизмов мозга. Пер. с англ. – М.: Мир, 1965. - 75 с.
- 2 Штучні нейронні мережі: навч. посіб. для студ. вищ. навч. закл. / О. Г. Руденко, С. В. Бодянський. - Харків : Компанія СМІТ, 2006. - 404 с.
- 3 В.П. Боровиков. Нейронные сети. 2008. 392 с.