

СЕКЦІЯ 1.

ПРОБЛЕМИ І ПЕРСПЕКТИВИ РОЗВИТКУ КРИПТОВАЛЮТ,
БЛОКЧЕЙНУ, ЕЛЕКТРОННОГО БІЗНЕСУ ТА СОЦІАЛЬНИХ МЕРЕЖ

Петро ГРИЦЬОК

д.е.н., професор,

завідувач кафедри комп'ютерних технологій

та економічної кібернетики,

Тетяна БАБИЧ

к.е.н., доцент кафедри комп'ютерних технологій

та економічної кібернетики,

Ірина ШЕВЧЕНКО

старший викладач кафедри комп'ютерних технологій

та економічної кібернетики

Національний університет водного господарства

та природокористування (м. Рівне)

ПРОГНОЗУВАННЯ ЦІНИ КРИПТОВАЛЮТ
З ВИКОРИСТАННЯМ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

Штучні нейронні мережі (ШНМ) відносяться до класу нелінійних адаптивних систем з архітектурою, що імітує нервову тканину з нейронів [1-2]. Математична модель нейрона являє собою деякий універсальний нелінійний елемент із можливістю широкої зміни і налаштування його характеристик. Найважливішою перевагою штучної нейронної мережі є здатність до навчання. Процес навчання штучної нейронної мережі може розглядатися як формування архітектури мережі і налаштування ваг зв'язків для ефективного виконання конкретної задачі. Нейромережа налаштовує ваги зв'язків по навчальній множині, тобто актуалізує свою архітектуру по відношенню до досліджуваного зразка.

Однією з областей застосування нейронних мереж у фінансовій сфері є прогнозування на фондовому ринку [3]. Стандартні методи, які не використовують нейронні мережі, є занадто повільними для ситуацій, які вимагають від трейдера миттєвого прийняття рішень. Таким чином, застосування нейронних мереж є досить потужним методом прогнозування, який дозволяє оперативно відтворювати досить складні залежності ціни та дохідності активів.

Одним з найбільш привабливих, але водночас ризикованих, є інвестування у криптовалюту. Волатильність криптовалют в рази перевищує волатильність традиційних цінних паперів (акції, облигації, ф'ючерси). Це означає, що інвестиції в криптовалюту можуть привести як до великих прибутків, так і до великих втрат. Тому завдання побудови прогнозової моделі, справджуваність якої досягла хоча б 70% є надзвичайно амбітною задачею, яка має велике практичне значення. Одним з найбільш перспективних інструментів прогнозування дохідності криптовалют є штучні нейронні мережі, які здатні до самонавчання та апроксимації прихованих складних нелінійних залежностей у системах.

Дохідність криптовалюти визначається як відношення її сьогоденної ціни до її вчорашньої ціни

$$r_{n_i} = C_{n_{i+1}} / C_{n_i} - 1, \quad (1)$$

де r_n - дохідність n-го активу, C_n - ціна закриття n-го активу, i – номер спостереження. Середнє значення нормалізованої дохідності є близьким до 0. Значення дохідності, більше від 0, свідчить про дохідність інвестування, значення дохідності, яке менше від 0, свідчить про втрати інвестора.

В даній роботі поставлена та розв'язана задача побудови штучних нейронних мереж різних типів, призначених для моделювання і прогнозування дохідності криптовалют. Дохідність є складним випадковим процесом, який важко піддається прогнозуванню. Саме тому модель штучної нейронної

мережі, яка володіє властивостями адаптації до об'єкта та навчання за його передісторією, є найкращим варіантом вирішення поставленої задачі.

У випадку прогнозування часових рядів ціни криптовалют більш важливим показником від похибки прогнозу є його справджуваність [4]. Якщо модель правильно передбачає збільшення або зменшення ціни, це означає, що прогноз справдився і для нас неважлива похибка прогнозу. Справджуваність прогнозу є дуже важливою характеристикою прогнозних моделей, які використовують при торгівлі акціями та криптовалютами, а також при інвестуванні. Якщо при прогнозуванні p прогнозів справдилися (правильно передбачено зростання чи спадання ціни), а q прогнозів не справдилися, то справджуваність моделі визначається за співвідношенням

$$spr = \frac{p}{p + q} \quad (2)$$

Таким чином, при оцінці прогнозних моделей ми використовували два показники: похибку і справджуваність прогнозу.

Нами показано, що дохідність є випадковим стаціонарним процесом. Досліджена автокореляційна функція дохідності біткоїна. На її основі побудована авторегресійна модель дохідності біткоїна, яка показала рівень справджуваності 60% - 66%.

З використанням середовищі RStudio [5] та бібліотеки `net` нами побудовано ряд моделей штучних нейронних мереж з одним прихованим шаром та різною кількістю нейронів вхідного шару. Найвищу ефективність прогнозування продемонструвала модель з трьома нейронами прихованого шару та кількістю нейронів вхідного шару від 5 до 8. При цьому була забезпечена справджуваність прогнозів від 0.80 до 0.88.

Використовуючи пакет `neuralnet` ми побудували низку моделей ШНМ з двома прихованими шарами та різною кількістю нейронів вхідного шару (рис. 1). Для досягнення хорошої точності прогнозування кількість нейронів першого прихованого шару не повинна перевищувати значення 6. Найкращим варіантом ШНМ є нейронна мережа типу `neuralnet` з кількістю нейронів у першому прихованому шарі 3. Кількість нейронів другого прихованого шару може коливатися від 2 до 8 і не є таким важливим показником, як перший. При цьому забезпечується справджуваність моделі на рівні 95%, що є дуже хорошим показником для прогнозування випадкових часових рядів.

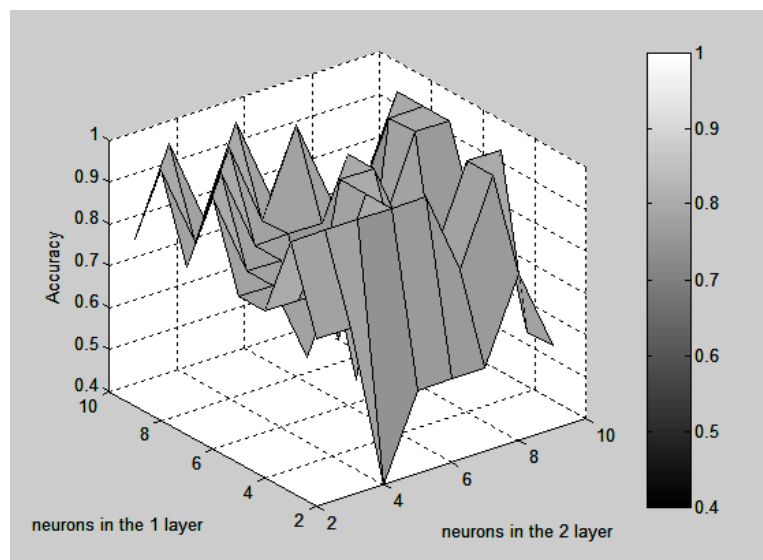


Рис. 1. Залежність справджуваності прогнозної моделі від кількості нейронів у прихованих шарах

Порівнюючи моделі `nnet` і `neuralnet` ми можемо вказати на перевагу останньої завдяки більш високій справджуваності прогнозів. Це досягається завдяки більшій складності та гнучкості даної моделі.

Список використаних джерел

1. Григорів В.С., Ярошенко О.І., Філіпчук Н.В. Нейронні мережі та їхнє використання для прогнозування тенденцій ринку нерухомості. Науковий вісник ЛНТУ України. 2012, т. 28, No 5. С. 140–146.
2. Матвійчук А.В. Штучний інтелект в економіці: нейронні мережі, нечітка логіка: монографія. К., КНЕУ, 2011. 439 с.
3. Моделі і методи соціально-економічного прогнозування: підручник / Геєць В.М. та ін. Х.: ВД «ІНЖЕК», 2008. 396 с.
4. Грицюк П.М. Аналіз, моделювання та прогнозування динаміки врожайності озимої пшениці в розрізі областей України: монографія. Рівне: НУВГП, 2010. 350 с.
5. Шитиков В.К., Мастицкий С.Э. Классификация, регрессия и другие алгоритмы Data Mining с использованием R, 2017. 351 с.