

Прогнозування та автоматизація процесу купівлі/продажу криптовалюти за допомогою технології нейронних мереж

© Муратов Я. М., Пастернак І. І. 2020

Автором розглянуто проблему вибору методів прогнозування криптовалюти, проаналізовано типові методи обробки та аналізу ціни на криптовалюту, розглянуто структурну схему програмного забезпечення, побудованого для прийому і аналізу даних з подальшим прогнозуванням та автоматизацією купівлі/продажу.

Ключові слова: великі набори даних, аналіз даних, методи обробки, криптовалюти, нейронні мережі, LSTM.

The author examined the problem of choosing methods for predicting cryptocurrency, analyzed the typical methods of processing and analyzing the price for cryptocurrency, examined the structural diagram of the software for the analysis data for the further forecasts and the automated sales.

Keywords: BigData, data analysis, processing methods, cryptocurrency, neural networks, LSTM.

Вступ. Все частіше ми чуємо в засобах масової інформації згадування криптовалюти і Bitcoin. Це не дивно оскільки криптовалюта, при державній підтримці, може зробити революцію в економіці. На даний момент капіталізація тільки одного Bitcoin досягає 30 мільярдів доларів США. В 2016 році ціна за один BTC була в районі 500 \$, а вже в січні 2018 досягла до відмітки 19 тисяч доларів. Люди масово почали вивчати, як можна заробити на зміні курсу криптовалюти.

Стан проблеми. Сучасні технології нейронних мереж дають можливість перетворення маси неоднорідних та неструктурованих даних на результат, який можна застосувати для підвищення прогнозування ціни, та поведінки ринку. Це пояснюється наступним: вважається, що коректний аналіз даних дозволяє виявляти приховані закономірності, що вислизають від обмеженого людського сприйняття. Це дає безпрецедентні можливості оптимізації багатьох сфер нашого життя. Але мало приймати та зберігати інформацію - адже тоді не отримати всіх переваг цієї інформації. Для того, щоб можна було передбачити щось, правильно оцінити стан певної області, потрібно навчитися правильно читати і трактувати результати обробки.

Отже, зараз є актуально розробити систему, яка буде максимально можливо аналізувати і прогнозувати зміни на фінансовому ринку криптовалюти. Система повинна мати зручний і "дружній" інтерфейс. Потрібно розробити гнучку систему сповіщень на зміни ситуацій.

Постановка задачі. Розглянути можливості покращення сучасних методів аналізу і прогнозування ціни на криптовалюту та автоматичного процесу купівлі/продажу.

Розв'язання задачі. Для розв'язку поставленої задачі було вирішено спочатку оглянути та оцінити принципи, які існують для прогнозування ринку криптовалюти.

В даний час існують такі основні підходи для прогнозування курсу валютних курсів:

- технічний аналіз;
- фундаментальний аналіз;
- аналіз економічних циклів;
- аналіз за допомогою нейронних мереж на машинного навчання.

Для прогнозування курсу криптовалюти використовується багатовимірною нейронною мережею з довгою короткостроковою пам'яттю (LSTM), яка може давати точні результати [15]. LSTM - це особливий вид рекурентних нейронних мереж (RNN), які особливо підходять для завдань часових

рядів. Отже, вони стали популярними, коли намагаються прогнозувати ціни на криптовалюти, а також фондові ринки. Можна виділити такі основні переваги і недоліки LSTM мереж:

Переваги:

- Вища точність роботи;
- Краще працюють в умовах підвищених завад;
- Добре працюють для визначення часових рядів;

Недоліки:

- Вимагає великих обчислювальних потужностей
- Необхідна велика база для навчання.

LSTM - різноманітність архітектурних рекуррентних нейронних мереж, запропонована в 1997 році Сепмом Хохрайгером і Юргеном Шмідхубером[13]. Як і більшість рекуррентних нейронних мереж, LSTM-мережа, є універсальною, тому при достатньому числі елементів вона може виконати будь-яке вираження, на яке можна використовувати звичайний комп'ютер, для цього потрібна відповідна матриця ваг, яка може розглядатися як програма.

У відмінності від традиційних рекуррентних нейронних мереж, в LSTM добре підібрана робота з завданням класифікації, обробки та прогнозування тимчасових рядів у випадках, коли важливі події поділяються на часові періоди з невизначеною тривалістю та масштабами. Відносна прозорість до довжини тимчасових розривів дає LSTM переваги по відношенню до альтернативних рекуррентних нейронних мереж, прикритих моделями із маркером і іншими методами навчання для послідовності застосування різних галузей. З множини досягнутих LSTM-мереж можна виділити кращі результати, виявивши невизначений складний рукописний текст, а також засвоєння позначення рукописного тексту. LSTM-мережі також використовуються в завданнях розпізнавання, наприклад, LSTM-мережа була основним компонентом мережі, яка в 2013 році досягла рекордного показника помилок у 17,7%.

Ключем до даної можливості є те, що LSTM-модуль не використовує функцію активації у своїх рекуррентних компонентах. Таким чином, значення не розтягується в часі, і градієнт не виявляється при використанні методу зворотного поширення помилок у часі (англ. Backpropagation through time).

LSTM-модулі часто групуються в «блоках», містяться в різних LSTM-модулях. Призначений для пристрою «глибоких» багатоядерних нейронних мереж і здатний виконувати паралельні задачі із застосуванням відповідного обладнання.

LSTM-блоки містять три або чотири «вентилі», які використовують для контролю потоків інформації і вибору пам'яті даних блоків. Ці вентилі реалізуються в вигляді логічної функції для вираховування значення в діапазонах $[0; 1]$. Помножене на це значення, використовується для часткового допуску або затримки потоку інформації внутрішньої і зовнішньої пам'яті. Наприклад, «вхідний вентиль» контролює межу входжень нового значення в пам'яті, а «вентиль зависань» контролює збереження значень пам'яті. «Вихідний вентиль» контролює в якій ступені значення, що наступає в пам'яті, використовується при розрахунку вихідних функцій активації для блоку. У деяких реалізаціях вхідний вентиль і вентиль зависання відбувається у вигляді одиничного отвору.

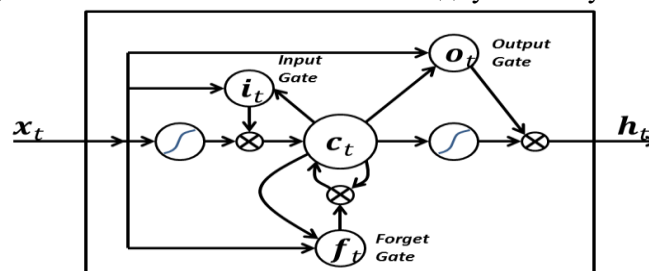


Рис.1.7. Простий LSTM- блок з трьома вентиллями

Кожна комірка LSTM має свій стан комірки(c), і має можливість додавати чи видаляти інформацію з нього.

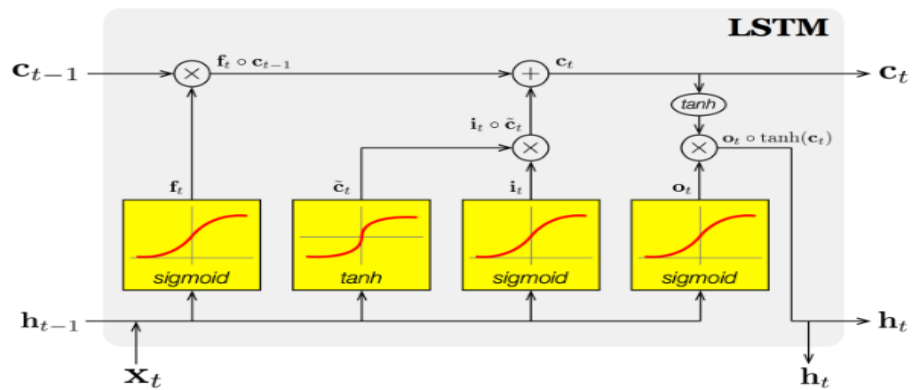


Рис.1.8. Стан комірок LSTM

Математична модель рекурентних нейронних мереж зводиться до наступних формул:

$$f_t = \sigma_g(W_f x_t + U_f h_{t-1} + b_f)$$

$$i_t = \sigma_g(W_i x_t + U_i h_{t-1} + b_i)$$

$$o_t = \sigma_g(W_o x_t + U_o h_{t-1} + b_o)$$

$$c_t = f_t \circ c_{t-1} + i_t \circ \sigma_c(W_c x_t + U_c h_{t-1} + b_c)$$

Де :

x_t - вхідний вектор;

h_t - вихідний вектор;

c_t - вектор станів;

W, U і b - матриці параметрів і векторів;

$f_t, i_t, o_t,$ - вектори вентилів.

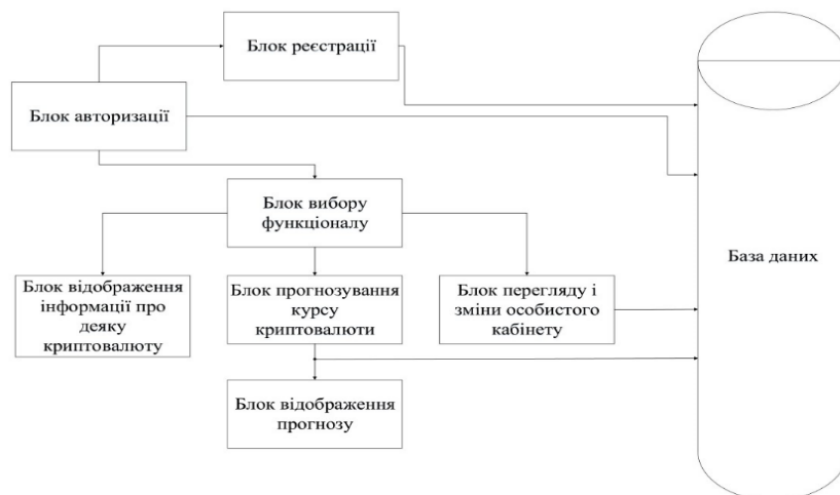


Рис.1.9 Структурна схема застосунку для аналізу і прогнозування криптовалюти

Висновки. В роботі розглянуто серйозність проблеми вибору методу прогнозування стану ринку за допомогою нейронних мереж, проаналізовано типовий метод, створено структурну схему програмного забезпечення, описано оптимальний вид нейронних мереж.

Література

1. Бідюк П. І. Аналіз часових рядів (навчальний посібник) / Бідюк П. І., Романенко В. Д., Тимошук О. Л. – К.: Політехніка, 2010. – 317 с.
2. Antonopoulos A.M. Mastering Bitcoin: Unlocking Digital Crypto-Currencies [Текст] / A.M. Antonopoulos – London: O'Reilly Media, 2017. – 416 p.
3. Pre-Bitcoin Virtual Currencies That Bit the Dust [Електронний ресурс]. – Режим доступу <https://www.coindesk.com/3-pre-bitcoin-virtual-currencies-bit-dust/>
4. How to make a mint: the cryptography of anonymous electronic cash [Електронний ресурс]. – Режим доступу <https://archive.org/details/CryptographyOfAnonymousElectronicCash>
5. Bitcoin: A Peer-to-Peer Electronic Cash System [Електронний ресурс]. – Режим доступу <https://bitcoin.org/bitcoin.pdf>
6. Прогноз динаміки внутрішнього валового продукту України за допомогою нейронних мереж / М. І. Пугачов, О. М. Грибинук, А. О. Мельник // Економіка АПК. - 2015. - № 4. - С. 82-88.
7. Novel A. LSTM Recurrent Neural Networks for Signature Verification [Текст] : LAP Lambert Academic Publishing., 2012. – 102 p.
8. Adhikari R. An Introductory Study on Time Series Modeling and Forecasting [Текст] / Adhikari R. – Riga: LAP Lambert Academic Publishing, 2013. – 76 p.
9. Zeiler M. D. Visualizing and understanding convolutional networks / Zeiler M.D. and Fergus R. // Proceedings of the European Conference on Computer Vision. – 2014. – pp. 818–833.
10. Szegedy C. Going deeper with convolutions / Szegedy C. and Liu W. // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. – 2015. – pp. 1–9.
11. Ian Goodfellow. Deep Learning / Ian Goodfellow, Yoshua Bengio and Aaron Courville. – Boston: The MIT Press, 2016. – 800 p.