

ПРОГНОЗУВАННЯ ЦІН НА АКЦІЇ ВИКОРИСТОВУЮЧИ LSTM

Ільницький В.Б.

Науковий керівник – д-р фіз.-мат. наук, проф. Сидоров М.В.

Харківський національний університет радіоелектроніки, каф. ПМ,

м. Харків, Україна

e-mail: vladyslav.ilnytskyi@nure.ua

Predicting a fast and accurate model for stock price forecasting is been a challenging task and this is an active area of research where it is yet to be found which is the best way to forecast the stock price. Many techniques to forecast the value of the stock market index have been developed in the fields of probability theory, statistics, and machine learning. Recurrent neural networks, or RNNs, have been incredibly successful in the previous several years when applied to a wide range of issues, including picture captioning, language modeling, speech recognition, and translation. The usage of "LSTMs", a highly specific type of recurrent neural network that performs far better than the regular version for many tasks, is crucial to these accomplishments.

LSTM – це глибока нейронна мережа, яка належить до сім’ї рекурентних нейронних мереж. З RNN виникають проблеми, коли мережа або припиняє своє навчання, або навчається з дуже високою швидкістю, так що вона ніколи не наближається до мінімальної помилки. LSTM-мережі побудовані так, що ця проблема ніколи не виникає, і вони стають придатними для даних часових рядів.

Математичне подання LSTM має вигляд:

$$\begin{aligned}f_t &= \sigma(W_{fh}h_{t-1} + W_{fx}x_t + b_f), \\i_t &= \sigma(W_{ih}h_{t-1} + W_{ix}x_t + b_i), \\ \bar{c}_t &= \tanh(W_{ch}h_{t-1} + W_{cx}x_t + b_{\bar{c}}), \\c_t &= f_t \cdot c_{t-1} + i_t \cdot \bar{c}_t, \\o_t &= \sigma(W_{oh}h_{t-1} + W_{ox}x_t + b_o), \\h_t &= o_t \cdot \tanh(c_t),\end{aligned}$$

де c_t – довготривалий стан комірки, h_t – короткостроковий стан комірки, W_i , W_c , W_o – матриці вагових коефіцієнтів, b – члени зміщення, f_t – шлюз забування, i_t , o_t – вхідний/вихідний шлюз, \bar{c}_t – розрахунок кандидатів на нові значення, \tanh – функція активації, σ – логарифмічна сигмоїдна функція.

Модель LSTM має стан пам’яті, який використовується для зберігання інформації від минулого стану до поточного. У LSTM є шлюз, який може додавати або видаляти інформацію зі стану комірки. Далі йде сигмоїдна функція, яка використовується для того, щоб забути інформацію з попереднього стану. Далі, у вхідному шлюзі ми використовуємо \tanh шар. Вихідний шлюз, визначає, який сигнал подаватиметься на вихід нейронної мережі.

Таким чином, використання шлюзів дозволяє мережі дізнатися, що саме зберігати в довгостроковому стані, що відкидати і з чого читати. Це гарантує, що комірка може зберігати дані необмежено довго. При цьому на кожному часовому кроці одні спогади відкидаються, інші додаються.

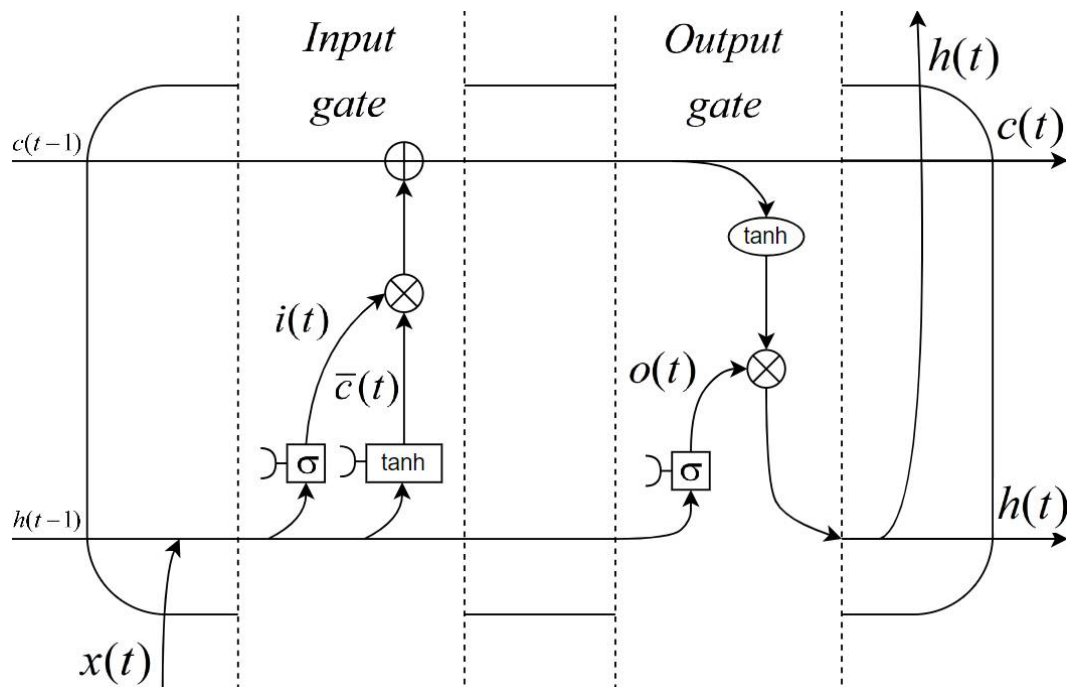


Рисунок 1 – Архітектура LSTM

Для того, щоб виявити закономірності в цінах на акції, необхідно нормалізувати дані про ціни. Ми використовуємо метод нормалізації "min-max" для нормалізації набору даних, який зберігає структуру даних, як показано нижче:

$$X_t^n = \frac{X_t - \min(X_t)}{\max(X_t) - \min(X_t)},$$

де X_t^n – дані після нормалізації.

Модель LSTM може прогнозувати майбутню тенденцію розвитку ціни акцій, використовуючи лише еволюційні характеристики історичного стану цін. Порівняно з традиційним методом математичної статистики, LSTM відрізняється простотою та надійністю.

Результати обчислювального експерименту продемонстровані у [1]. Результати, отримані у цій роботі, з ними дуже добре узгоджуються.

Список використаних джерел:

1. Ruochen X., Yingying F., Lei Y., Yihan M. Predict stock prices with ARIMA and LSTM. 2022. arXiv:2209.02407.
2. Himanshu G., Aditya J. A Study on Stock Forecasting Using Deep Learning and Statistical Models. 2024. arXiv:2402.06689.