

ДОДАТОК А
Графічний матеріал атестаційної роботи

Харківський національний університет радіоелектроніки
Кафедра «Електронних обчислювальних машин»

Агестаційна робота
на тему:
«Методи нейромережевого прогнозування часових рядів»

Виконав ст. гр. КСМм-19-1 Соколов І.С.
Керівник проф. Руденко О.Г.

Постановка задачі

Головна мета роботи:

Огляд існуючих методів прогнозування часових рядів та їх застосування різними архітектурами нейронних мереж.

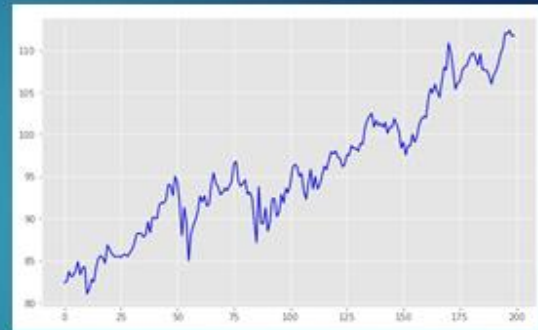
Реалізувати декілька нейронних мереж для прогнозування часових рядів різними методами та порівняти якість їх прогнозу.

Часовий ряд

Часовий ряд - зібраний статистичний матеріал про значення зафіксованих через рівні проміжки часу.

Це можуть бути як показники (характеристики) технічних систем, так і показники природних, соціальних, економічних та інших систем.

Наприклад, коливання курсу акцій.

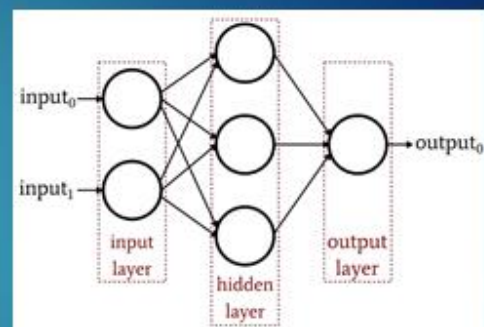


Нейронні мережі

Нейронна мережа - математична модель, а також її програмне або апаратне втілення, побудована за принципом організації та функціонування біологічних нейронних мереж.

Нейронна мережа може розглядатися як спрямований граф зі зваженими зв'язками, в якому штучні нейрони є вузлами. За архітектурою зв'язків нейронні мережі можуть бути згруповані в два класи:

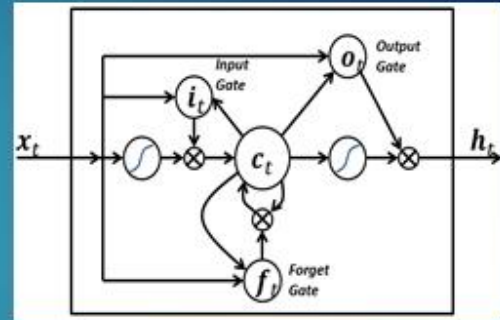
- мережі прямого поширення, в яких графи не мають петель;
- рекурентні мережі, або мережі з зворотними зв'язками.



Архітектури нейронних мереж

Багат шаровий перцептрон або MLP - це клас штучних нейронних мереж прямого поширення, що складаються як мінімум з трьох шарів: вхідного, прихованого і вихідного.

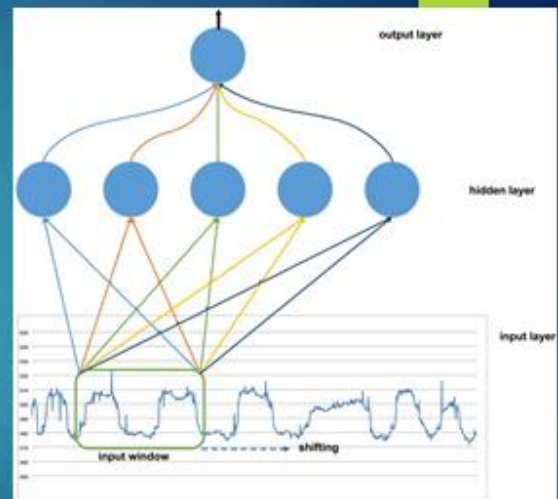
LSTM - різновид архітектури рекуррентної нейромережі, створена для більш точного моделювання часових послідовностей і їх довгострокових залежностей, ніж традиційна рекуррентна мережа.



Методи прогнозування

Регресія - це умовне математичне сподівання неперервної залежної (вихідної) змінної при спостережуваних значеннях незалежних (вхідних) змінних.

Спрогнозуємо часові ряди за допомогою мережі прямого поширення MLP і рекуррентної мережі LSTM, які будуть приймати на вхід один компонент часового ряду або ціле вікно.



Програмна реалізація

Завантажуємо набір даних.

Масштабуємо дані до діапазону від 0 до 1, що називається нормалізацією.

Розподіляємо на навчальні та тестові набори.

Створено набір даних, де X – ціна акцій на даний момент (t), а Y – ціна акцій на наступний час ($t+1$).

Формула для вимірювання середньоквадратичної помилки між двома рядами:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^T (x_{1,t} - x_{2,t})^2}{T}}$$

```
[ 0.7792801 0.7625601 0.79584 0.7692802 0.74624014 0.80607986
[ 0.7625601 0.79584 0.7692802 0.74624014 0.80607986 0.86648007
[ 0.79584 0.7692802 0.74624014 0.80607986 0.86648007 0.8505602
[ 0.7692802 0.74624014 0.80607986 0.86648007 0.8505602 0.95200014
[ 0.74624014 0.80607986 0.86648007 0.8505602 0.95200014 0.91328
[ 0.80607986 0.86648007 0.8505602 0.95200014 0.91328 0.8512001
[ 0.86648007 0.8505602 0.95200014 0.91328 0.8512001 0.7772801
[ 0.8505602 0.95200014 0.91328 0.8512001 0.7772801 0.8000002
[ 0.95200014 0.91328 0.8512001 0.7772801 0.8000002 0.80640006
[ 0.91328 0.8512001 0.7772801 0.8000002 0.80640006 0.8476801
[ 0.8512001 0.7772801 0.8000002 0.80640006 0.8476801 0.86272
[ 0.7772801 0.8000002 0.80640006 0.8476801 0.86272 0.8655999
[ 0.8000002 0.80640006 0.8476801 0.86272 0.8655999 0.80960004
[ 0.80640006 0.8476801 0.86272 0.8655999 0.80960004 0.90911984
[ 0.8476801 0.86272 0.8655999 0.80960004 0.90911984 0.91488004
[ 0.86272 0.8655999 0.80960004 0.90911984 0.91488004 0.89344
[ 0.8655999 0.80960004 0.90911984 0.91488004 0.89344 0.86816
[ 0.80960004 0.90911984 0.91488004 0.89344 0.86816 0.91136
[ 0.90911984 0.91488004 0.89344 0.86816 0.91136 0.8505602
[ 0.91488004 0.89344 0.86816 0.91136 0.8505602 0.84992003
[ 0.89344 0.86816 0.91136 0.8505602 0.84992003 0.84800005
[ 0.86816 0.91136 0.8505602 0.84992003 0.84800005 0.8252802
[ 0.91136 0.8505602 0.84992003 0.84800005 0.8252802 0.79680014
[ 0.8505602 0.84992003 0.84800005 0.8252802 0.79680014 0.83135986
[ 0.84992003 0.84800005 0.8252802 0.79680014 0.83135986 0.8473599
[ 0.84800005 0.8252802 0.79680014 0.83135986 0.8473599 0.87424016
[ 0.8252802 0.79680014 0.83135986 0.8473599 0.87424016 0.91263986
[ 0.79680014 0.83135986 0.8473599 0.87424016 0.91263986 0.93376017
[ 0.83135986 0.8473599 0.87424016 0.91263986 0.93376017 0.9000799
[ 0.8473599 0.87424016 0.91263986 0.93376017 0.9000799 0.98783994
[ 0.87424016 0.91263986 0.93376017 0.9000799 0.98783994 1.0
[ 0.91263986 0.93376017 0.9000799 0.98783994 1.0 0.98016
```

Нейронна мережа MLP

Мережа має

- вхідний шар з N вхідними нейронами,
- прихований шар з 4 нейронами,
- і вихідний шар з одним нейроном, який робить прогнозування одного значення.

Функція активації - RELU в прихованому шарі і лінійна в вихідному.

Середньоквадратична помилка MLP з 1-м вхідним нейроном

- Навчальна вибірка: 1.71 RMSE;
- Тестова вибірка: 3.54 RMSE.

Середньоквадратична помилка MLP з 5-ма вхідними нейронами:

- Навчальна вибірка: 1.66 RMSE;
- Тестова вибірка: 3.17 RMSE.



Нейронна мережа LSTM

Мережа має

- вхідний шар з N вхідними нейронами,
- прихований шар з 4 нейронами,
- і вихідний шар з одним нейроном, який робить прогнозування одного значення.

Функція сигмоїдної активації за замовчуванням в прихованому шарі і лінійна в вихідному.

Середньоквадратична помилка LSTM з 1-м вхідним нейроном

- Навчальна вибірка: 1.54 RMSE;
- Тестова вибірка: 2.74 RMSE.

Середньоквадратична помилка LSTM з 5-ма вхідними нейронами:

- Навчальна вибірка: 1.62 RMSE;
- Тестова вибірка: 1.82 RMSE.



Висновки

Результат дослідження дозволяє стверджувати, що з класу моделей нейронних мереж конфігурація LSTM з декількома вхідними нейронами для вікна значень є оптимальним варіантом при побудові прогнозової моделі. Її основною перевагою є більш приближені спрогнозовані значення до значень тестової вибірки, на що вказує найменше число середньоквадратичної помилки RMSE на тестовому наборі.