

Прогнозування часових рядів з використанням нейромережових методів

О.Л. Сєдих, С.В. Маковецька

Український національний університет харчових технологій

Підприємства харчової промисловості характеризуються багатозначністю структур, динамічністю і стохастичним характером виробничих процесів, багатокритеріальністю функціонування. Тому в процесі підтримки прийняття рішень ключовим моментом є процес прогнозування. Одним із популярних підходів розв'язку задач прогнозу є представлення поведінки досліджуваного процесу у вигляді часового ряду. Для побудови такого прогнозу необхідно здійснити детальний аналіз часових рядів відповідних показників з метою виявлення тенденції, що склалася. На основі аналізу будуємо модель досліджуваного процесу. Найпростішим засобом аналізу є статистичні методи кластерного та регресійного аналізу. Але математичні моделі, які побудовані з використанням даних методів є лінійними, що суттєво звужує їх застосування в реальних системах. В процесі прийняття рішення все більше розповсюдження отримують алгоритми аналізу та прогнозу на основі штучних нейронних мереж (ШНМ). Будь-яка нейронна мережа використовується як самостійна система представлення знань, і яка в практичних додатках виступає в якості одного із компонентів системи управління, або модуля прийняття рішень, які передають результуючий сигнал на інші елементи, які не пов'язані безпосередньо із ШНМ [3].

Застосування ШНМ для прогнозування часових рядів засновано на здібності ШНМ апроксимувати нелінійні функції. При цьому обробка нейронних мереж вхідних даних може здійснюватися як для окремих даних, так і для набору даних, які описують передісторію процесу. Позначаючи вхідну інформацію в момент часу k через $y(k)$ (при цьому y може бути вектором), функціонування виділених видів нейронних мереж може бути описано наступними співвідношеннями [2]

$$y(k+1) = NN(y(k))$$
$$y(k+1) = NN(y(k), y(k-1), \dots, y(k-l)) \quad (1)$$

де функція $NN()$ характеризує структуру нейромережового предиктора, а l – об'єм передісторії спостережень.

Такий підхід дає можливість використовувати авторегресійні моделі для прогнозування нелінійних часових рядів, що дозволяє ефективно використовувати існуючий апарат нейронних мереж.

Представимо нейронну мережу як багатошарову структуру, в якій вхідний шар нейронів пов'язаний з вихідним через один або більше проміжний шар. Процес навчання нейронних мереж полягає в налагодженні вагових коефіцієнтів, що забезпечують реалізацію зв'язку між входом і виходом.

Більшість адаптивних навчальних алгоритмів засновані на процедурі зворотного поширення.

Схема прогнозування часових рядів з використанням нейронних мереж зворотного поширення включає такі етапи:

1. Визначення обсягу предісторії для вхідних послідовностей.

Виділення вхідних послідовностей (навчаючих вибірок) здійснюється з використанням автокореляційного аналізу.

2. Визначення кількості нейронів в прихованому шарі (кулях).

Кількість нейронів в прихованому шарі обчислюємо за формулою

$$N_{\text{нейронів}} \leq \frac{N_{\text{навч}} E_{\text{толар}}}{N_{\text{вибірки}} + N_{\text{вихід}}} \quad (2)$$

де $N_{\text{нейронів}}$ – кількість нейронів в скритому шарі, $N_{\text{навч}}$ – число навчаючих вибірок, $E_{\text{толар}}$ – помилка толерантності, $N_{\text{вибірки}}$ – кількість елементів навчаючої вибірки, $N_{\text{вихід}}$ – кількість вихідних нейронів.

3. Побудова нейромережевої прогнозуючої моделі.

На основі розрахованого вхідного образу і визначеної кількості нейронів в прихованому шарі можемо побудувати нейромережеву прогнозуючу модель.

В залежності від величини інтервалу попередження розрізняють короткострокове і довгострокове прогнозування.

Під короткостроковим прогнозуванням розуміється такий процес прогнозування, при якому нейромережева модель дозволяє отримати прогноз тільки на один крок вперед.

Довгострокове прогнозування призначено для визначення основного тренду і головних точок зміни тренда для деякого проміжку часу в майбутньому. При цьому прогнозуюча система використовує отримані (вихідні) дані для моментів часу $k + 1$, $k + 2$ і т.д. в якості вхідних даних для прогнозування на моменти часу $k + 2$, $k + 3$ і т.д. Навчання предиктора для довгострокового прогнозування не використовує різниці між реальними і прогнозованими значеннями (через відсутність реальних значень), що є істотною відмінністю даного виду прогнозуючих моделей від моделей короткострокового прогнозування [1].

Література

1. *Кендел М.* Временные ряды: Пер. с англ. / М. Кендел – М.: Финансы и статистика, 1981. – 199 с.

2. *Ротштейн А.П.* Интеллектуальные технологии идентификации: нечеткие множества, генетические алгоритмы, нейронные сети / А.П. Ротштейн – Винница: «УНІВЕРСУМ-Вінниця», 1999. – 320 с.

3. *Поспелов Д.А.* Нечеткие множества в моделях управления и искусственного интеллекта / Д.А. Поспелов. – М.: Наука, 1986. – 312с.

4. *Уоссермен Ф.* Нейрокомпьютерная техника: теория и практика / Ф.Уоссермен. — М.: Мир, 1992.