

## ДОСЛІДЖЕННЯ СИСТЕМИ ПРОГНОЗУВАННЯ НАВАНТАЖЕННЯ НА ЕЛЕМЕНТИ ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЙНОЇ МЕРЕЖІ, ПОБУДОВАНОЇ НА ОСНОВІ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ПРЯМОГО ПОШИРЕННЯ

**Чекунков О. С.**, магістрант

(Донецький національний технічний університет, м. Донецьк, Україна)

Трафік у сучасних телекомунікаційних мережах є самоподібним, що дозволяє на основі статистики будувати його короткостроковий прогноз [1]. Метою роботи є дослідження ефективності використання нейромережі для прогнозування трафіку з різним рівнем самоподібності.

В процесі роботи проведений аналіз характеристик двох типів трафіку –трафіку передачі потокового відео (параметр Херста  $H = 0,852$ ) та трафіку передачі даних (параметр Херста  $H = 0,643$ ). Для вирішення задачі прогнозування розглянутий математичний апарат, який використовується у нейронних мережах прямого поширення, та аспекти навчання нейронних мереж методом зворотного поширення помилки.

Структура нейронної мережі представлена на рисунку 1. Нейронна мережа побудована на основі багатошарового персеPTRону, та має три прошарки: вхідний, прихований та вихідний.

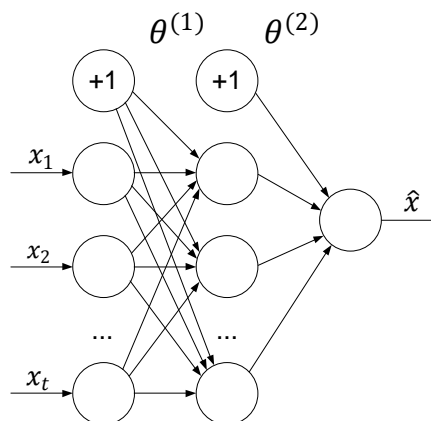


Рисунок 1— Структура нейронної мережі

У якості функції активації нейронної мережі використана раціональна сигмоїда:

$$l(x) = \frac{x}{|x|+1}. \quad (1)$$

Причиною введення нелінійності у нейронній мережі є математично доведена можливість отримати як завгодно точне наближення будь-якої неперервної функції багатьох змінних, використовуючи операції додавання та множення на число, суперпозицію функцій, лінійні функції, а також одну довільну неперервну нелінійну функцію однієї змінної [2].

Сигмоїдальні функції використовують в якості функцій активації завдяки їх здатності ефективно узагальнювати інформацію. Використання раціональної сигмоїди дозволяє збільшити швидкість функціонування нейронної мережі, оскільки її розрахунок вимагає найменшу кількість процесорного часу.

На вхід нейронної мережі подається  $t$  кінцевих значень часового рядух. Прогнозне значення  $\hat{x}$  наступного елементу часового ряду розраховується згідно з алгоритмом прямого поширення сигналу, який у векторному вигляді може бути представлений як:

$$a^{(2)} = l(\theta^{(1)}x); \quad \text{(Ошибка! Заголовок не определен.)}$$

$$\hat{x} = \theta^{(2)}a^{(2)}. \quad \text{(Ошибка! Заголовок не определен.)}$$

Навчання нейронної мережі полягає у підборі вагових коефіцієнтів синаптичних зв'язків  $\theta^{(l)}$  нейронної мережі. Критерієм якості навчання виступає функція помилки нейронної мережі, яка розраховується за методом найменших квадратів з додаванням регуляризаційної компоненти:

$$J(\theta) = \frac{1}{2m} \sum_{i=1}^m (\hat{a}_i - a_i)^2 + \frac{\lambda}{2m} (\sum \sum \theta^{(1)} + \sum \sum \theta^{(2)}). \quad \text{(Ошибка! Закладка не определена.)}$$

Навчання нейронної мережі виконується ітераційно, згідно з алгоритмом зворотного поширення помилки:

$$\delta_k^{(3)} = (a_k^{(3)} - x_k); \quad (2)$$

$$\delta^{(2)} = (\theta^{(2)})^T \delta^{(3)} * l'(\theta^{(1)}x); \quad (3)$$

$$\Delta^{(l)} = \sum \delta_k^{(3)} (a^{(l)})^T; \quad (4)$$

$$\frac{\partial}{\partial \theta_{ij}^{(l)}} J(\theta) = \frac{1}{m} \Delta_{ij}^{(l)}. \quad (5)$$

При навчанні нейронної мережі виконується нормалізації вхідних даних та розділення вхідного набору на три частини: тренувальний набір, перехресної перевірки і тестовий набір. Параметри нейронної мережі визначаються на основі аналізу навчальних кривих, які будуються як залежність результуючої середньої квадратичної абсолютної помилки нейронної мережі на тренувальному наборі і наборі перехресної перевірки від оцінюваного параметру в єдиній системі координат. Приклад навчальної кривої наведений у рисунку 2. Блакитним кольором на рисунку позначена функція помилки нейронної мережі на тренувальному наборі, червоним кольором – функція помилки нейронної мережі на наборі перехресної перевірки.

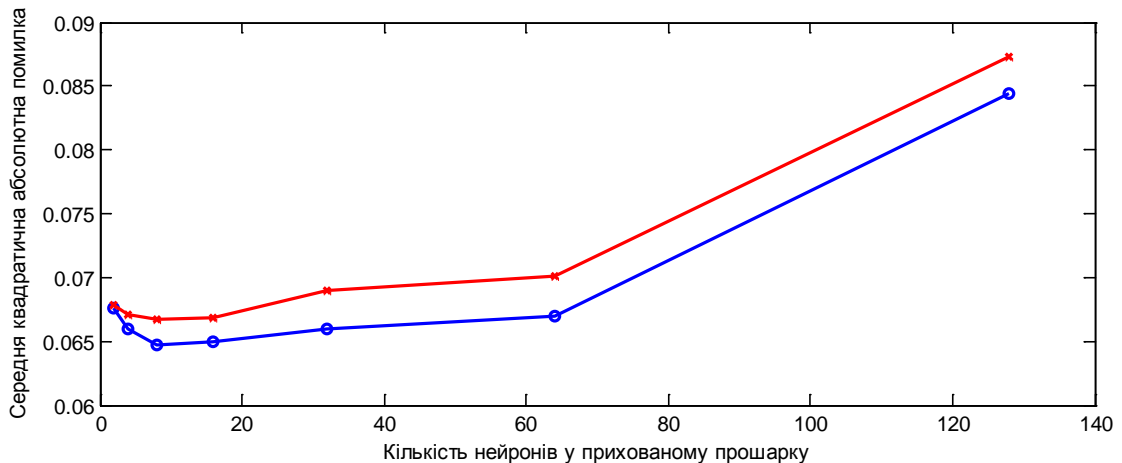


Рисунок 2 — Приклад навчальної кривої

Оптимальним вважається набір параметрів нейронної мережі, при якому навчальні криві на обох наборах перетинаються або наближаються одна до одної, та одночасно досягається мінімум функції помилки нейронної мережі. У наведеному прикладі кількість нейронів у прихованому прошарку може бути обрана у діапазоні від 8 до 16.

Оцінена ефективність прогнозування трафіку нейронною мережею. Для трафіку передачі відео відносна помилка прогнозування складає 12,2%, для трафіка передачі даних — 37,6%. Низька якість прогнозу у другому випадку є наслідком високої випадковості величини трафіку у обраному наборі даних, що виражається у низькій автокореляції між значеннями набору. Була порівняна ефективність прогнозування трафіку за допомогою нейронної мережі з прогнозуванням трафіку на основі стандартної авторегресивної моделі, параметри якої розраховуються за допомогою метода Юла-Уолкера. Розрахований порівняльний показник точності прогнозу, як відношення середньої квадратичної абсолютної помилки прогнозу оцінюваного та еталонного прогнозу. Прогноз на основі авторегресивної моделі був обраний за еталонний. Для трафіку потокового відео порівняльний показник точності прогнозу склав 0,915, для трафіку передачі даних - 1,024. Це свідчить про те, що використання нейронної мережі для прогнозування самоподібного трафіку дає кращий прогноз, ніж регресивний аналіз, у той час, як для трафіку з низьким рівнем самоподібності ці два методи дають приблизно однаковий результат.

Особливу увагу слід приділити розділеній оцінці помилок першого та другого роду, внаслідок різного впливу на ефективність функціонування телекомунікаційної мережі – помилка першого роду призводить до неефективного використання пропускну здатності мережі, у той час як помилка другого роду призводить до відкидання трафіка, втрати інформації, що призводить до зниження якості обслуговування, повторній передачі втрачених пакетів і як наслідок – перевантаженню мережі. Доля помилок другого роду при прогнозуванні за допомогою нейронної мережі складає близько 50%, у той час як використання стандартної авторегресивної моделі збільшує долю помилок другого роду до 80%. Таким чином, використання нейронної мережі для прогнозування трафіку у телекомунікаційній мережі є більш ефективним і дозволяє зменшити помилку другого роду при прогнозуванні.

Використання розглянутого метода прогнозування у телекомунікаційних мережах дозволить підвищити ефективність функціонування систем динамічної

маршрутизації та моделі QoS, за рахунок прогнозування необхідних ресурсів каналів зв'язку.

#### Перелік посилань

1. Структура телетрафика и алгоритм обеспечения качества обслуживания при влиянии эффекта самоподобия / Петров В.В. – Москва, 2004. – 199 с.
2. Arbitrary nonlinearity is sufficient to represent all functions by neural networks: A theorem / VladikYa. Kreinovich - University of Texas at El Paso, USA, 1990.