

Нейрокомпьютерная модель прогнозирования гладких зависимостей

Задача прогнозирования или предсказания заключается в нахождении будущих значений временного ряда или непрерывной зависимости на интервале, называемом горизонтом предсказания, в пределах которого обеспечивается необходимая точность решения задачи. Для непрерывных зависимостей – это интервал $(t, t + \tau]$, который для временного ряда, полученного, в частности, посредством дискретизации непрерывной зависимости, записывается как $(n, n + N]$. Здесь t и nT_0 – текущие моменты времени, при этом T_0 – период дискретизации. Прогнозирование обычно осуществляется по значениям временного ряда или зависимости на конечном, предшествующем, интервале $[t - T, t]$ времени.

Горизонт предсказания является не только одной из важнейших мер качества предсказуемости, но и используется в качестве критерия степени детерминированности и случайности наблюдаемых явлений, служит характеристикой динамического хаоса (характеристикой хаотических колебаний в динамических системах). В основе этого утверждения лежит зависимость горизонта предсказания не только от используемых алгоритмов, но и от свойств анализируемых временных рядов и зависимостей. В задачах собственно прогнозирования выбор алгоритма осуществляется исходя из соображений максимизации горизонта предсказания. Один из принципов прогнозирования временных рядов или процессов основывается на их представлении непрерывными или дискретными моделями.

Настоящая работа в этом плане преследует цель оценить возможности прогнозирования временных рядов и гладких зависимостей методами искусственных нейронных сетей, аналогичными методам локальной аппроксимации на искусственных нейронных сетях. Основной вопрос здесь заключен в адекватности динамических характеристик такой модели наблюдаемому временному ряду. Новизна при этом состоит в применении сети со многими выходами, каждый из которых отвечает за результат предсказания на свое число шагов вперед. Рассматривается модель в форме двухслойной нейронной сети прямого распространения, обучаемой методом обратного распространения ошибки. Исследуются два подхода к прогнозированию, а именно, исследуются одноэтапная и многоэтапная, с использованием обратной связи, процедуры прогноза. В рамках первого подхода обучение сети предшествует каждому этапу прогноза, а в рамках второго – предшествует только первому этапу многоэтапной процедуры.

Горизонт предсказания любой модели прогноза зависит от того, насколько точно эта модель воспроизводит динамику временного ряда или системы, порождающей наблюдаемый процесс. В этой связи значим, в частности, и вопрос о горизонте предсказания моделей в форме искусственных нейронных сетей прямого распространения. Вопрос здесь заключается в том, насколько точно динамика процесса может быть представлена весовыми коэффициентами сети в отсутствие обратных связей. Конечно, в этом случае отсутствие обратных связей в какой-то степени компенсируется алгоритмами обучения типа обратного распространения ошибки. Немаловажное значение имеет и тот факт, что ошибки скрытых слоев оказываются зависящими от выходов сети, отвечающих значениям прогноза на разное число шагов вперед, то есть факт их смешивания.

По завершении обучения, многоэтапная процедура прогнозирования на втором и последующих этапах предполагает пополнение входных данных, выходными данными сети, (пополнение по шине обратной связи), при неизменных весовых коэффициентах сети. Ошибки прогноза естественно зависят от того, насколько размеры сенсорного слоя соответствуют характерной величине интервала временного ряда, по которому можно восстановить его динамику, что подтверждается графиками на рис. 1. При моделировании, результаты которого приведены рис. 1, в качестве функции активации выбран гиперболический тангенс.

Секция 4. Информационные технологии в образовании и производстве

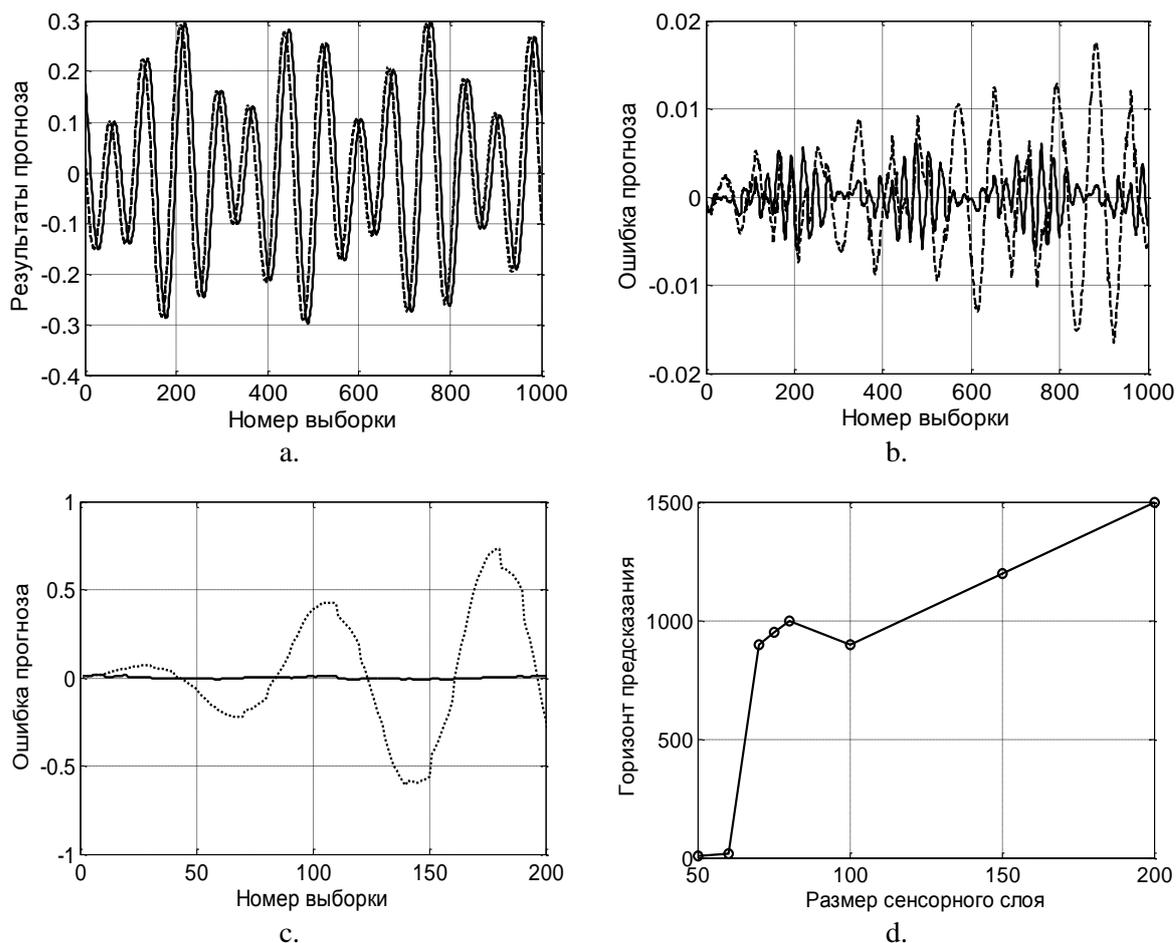


Рис. 1. Результаты моделирования: (a) – исходная зависимость и результат прогноза (размер сенсорного слоя 200); (b) – ошибка прогноза на 10 и 1000 шагов (размер сенсорного слоя 200); (c) – ошибка прогноза на 10 и 200 шагов (размер сенсорного слоя 60); (d) – зависимость горизонта предсказания от числа сенсоров

Результаты, приведенные на рис. 1, получены для нейронной сети с размерами скрытого и выходного слоя соответственно 110 и 10. На рис. 1 *a* приведена исходная зависимость (сплошная линия) и результат ее 100-этапного прогноза (пунктирная линия), практически совпадающий с одноэтапным прогнозом. Ошибки одноэтапного и 100-этапного прогноза изображены на рис. 1 *b* сплошной и пунктирной линиями. Входной слой в обоих случаях состоит из 200 нейронов. Картина изменяется с уменьшением размера входного слоя. При 60 сенсорных нейронах сети ошибки одноэтапного и 100-этапного прогноза изображены на рис. 1 *c* (сплошной и пунктирной линиями). При этом зависимость горизонта предсказания 100-этапного прогноза от размера сенсорного слоя по уровню 0,06 приведена на рис. 1 *d*.

Моделирование показало, что увеличению точности и горизонта предсказания способствует не столько число сенсорных нейронов, сколько соотношение размера окна данных, поступающих на сенсорный слой, с периодом или почти периодом прогнозируемой зависимости. Так, если для сети с 60-мя сенсорными нейронами горизонт предсказания может быть принят равным 10 (в крайнем случае – 20), то в случае 200-х нейронов он увеличивается до 1000 и более.