

Моделирование изменений экологических объектов с помощью нейронных сетей

Ю. П. ЛАНКИН, А. П. ЛАЛЕТИН

*Институт биофизики СО РАН
660036 Красноярск, Академгородок*

*Институт леса им. В. Н. Сукачева
660036 Красноярск, Академгородок*

АННОТАЦИЯ

Представлены нейросети с динамической адаптацией, способные прогнозировать изменение состояний экологических объектов под воздействием множества непрерывно изменяющихся состояний объекта.

ВВЕДЕНИЕ

Перспективность нейросетевых подходов для решения экологических задач не вызывает сомнений и отмечалась неоднократно [1, 2 и др.]. В настоящей работе представлены нейросети с динамической адаптацией, способные прогнозировать изменение состояний экологических объектов под воздействием множества непрерывно изменяющихся внешних факторов с преобразованием их в множество непрерывно изменяющихся состояний объекта.

Биологические объекты (клетки, организмы) и экологические системы способны адаптироваться к экстремальным условиям окружающей среды. Они не только подстраиваются под циклические суточные, сезонные и прочие изменения, но и способны включать терморегуляторные и другие механизмы, позволяющие приспособляться, например, к очень холодной зиме или к экстремально жаркому лету.

В предлагаемой статье мы не будем вдаваться в подробности функционирования адаптационных механизмов, а рассмотрим нейронно-сетевую модель, адаптирующуюся к изменению состояний простого нелинейного объекта, воз-

никающих под влиянием внешних воздействий. Результатом такой адаптации является динамическое отслеживание и оперативное предсказание реакции объекта на шаг вперед либо выработка компенсирующего воздействия с целью уменьшения этих изменений.

ОПИСАНИЕ МОДЕЛИ

Оценка возможностей использования нейросетей для моделирования и оперативного предсказания поведения экологических объектов может быть проанализирована с помощью простой модели, изображенной на рис. 1.

На рисунке АА представляет собой источник внешних воздействий, ВВ – объект, NN – нейросеть. Модель функционирует в дискретном времени. На каждом такте функционирования модели источник внешних воздействий АА формирует вектор $\{A_i\}$, подаваемый на входы объекта и нейросети. В ответ на входное воздействие объект ВВ реагирует формированием выходного вектора $\{B_i\}$, а нейросеть NN – формированием выходного вектора $\{\alpha_i\}$, являющегося прогнозом реакции объекта либо предупре-

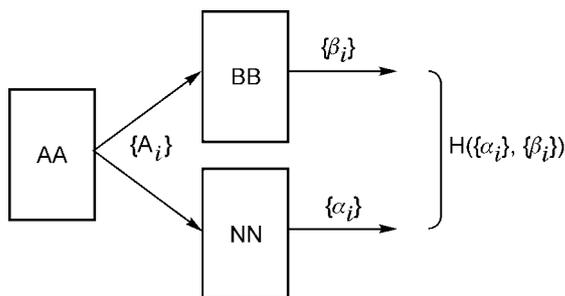


Рис. 1. Модель динамического слежения нейросети за состоянием объекта.

ющим компенсирующим воздействием на него, что соответствует прогнозу с противоположным знаком. Оценка качества прогноза нейросети $H(\{\alpha_i\}, \{\beta_i\})$, необходимая для ее текущей адаптации, формируется благодаря сопоставлению этого прогноза с реакцией объекта.

Объект в простейшем случае представляет собой вектор случайных чисел $\{y_i\}$, генерируемым однократно перед началом процесса моделирования динамической адаптации нейросети к изменению состояния объекта под влиянием внешних воздействий. Реакция объекта на входные воздействия при этом формировалась в модели в соответствии с уравнением

$$\beta_i = \arctg(A_i, y_i) \quad -1 \leq y_i \leq 1. \quad (1)$$

Нейросеть представляет собой программную модель супервизорной коннекционистской рекуррентной нейросети со скользящей целевой функцией, действующую в дискретном времени в соответствии с алгоритмом двойственного функционирования [3], что дает возможность целенаправленно перестраивать связи между нейронами в процессе динамической адаптации сети с целью улучшения оценки $H(\{\alpha_i\}, \{\beta_i\})$. Число входов и выходов нейросети совпадает с числом входов и выходов объекта соответственно. Отличия предлагаемой реализации нейросети от использованной в работе [3] описаны далее.

АЛГОРИТМ РАБОТЫ НЕЙРОСЕТИ

В данной работе использованы нейросети, функционирующие в непрерывном режиме с получением входных и выдачей выходных сигналов на каждом такте функционирования.

Адаптационный процесс в этом случае может базироваться на текущей оценке $H(\{a_i^n\}, n)$, где n – текущее дискретное время [3]. Функционирование нейронной сети при этом задано соотношением

$$a_i^{n+1} = \sum_j x_{ij} F(\alpha_j^n) + A_i^n, \quad (2)$$

где a_i^n – выходной сигнал i -го элемента в n -й момент времени;

x_{ij} – матрица связей;

F a_j^n – некоторая нелинейная функция;

A_i^n – входные сигналы.

Обратное функционирование

$$\mu_i^{n-m-1}, n = \sum_j x_{ij} \mu_j^{n-m, n} F(\alpha_j^n) + \delta_{m0} \frac{\partial H(\alpha_i^n, n)}{\partial \alpha_j^n}, \quad (3)$$

где $\mu_i^{m, n}$ – множители Лагранжа;

δ_{m0} – символ Кронекера:

$\delta_{m0} = 1$, если $m = 0$,

$\delta_{m0} = 0$, если $m \neq 0$.

Обучение сети

$$\frac{\partial H(\alpha_i^n)}{\partial x_{ij}} = \sum_{m=1}^k \mu_i^{n-m, n} F(\alpha_j^{m-n}). \quad (4)$$

Апробация этой версии алгоритма проведена на рефлексивных играх "чет–нечет" или "две монетки", и ее результаты приведены в работе [3]. Использованные нейросети имели один дискретный вход (сигналы "1" или "0") и один дискретный выход. Варианты реализованных программ рассчитаны на игры с человеком или с другой подобной нейросетью. Задачей сети было угадать следующий ход противника ("1" или "0").

Реализация динамически адаптирующихся нейросетей со скользящей целевой функцией, осуществленная в данной работе, имеет ряд отличий от нейросетей, описанных в публикации [3]. Основными из них являются:

1) работа с непрерывными значениями входных и выходных сигналов (работа с дискретными сигналами также допустима как отдельно, так и в сочетании с непрерывными сиг-

налами, но специально не рассматривается, так как представляется для рассматриваемых нейросетей частным случаем работы с непрерывными сигналами);

2) большое число входов и выходов нейросети;

3) повышенные требования к точности, поскольку результатом функционирования нейросети, оперирующей непрерывными сигналами, является не дискретная классификация ситуаций, а предсказание вектора состояний моделируемого объекта.

Отметим, что разработана своеобразная аппаратная версия описанного алгоритма, сочетающая в себе как непрерывные, так и дискретные свойства [4–6]. Однако наибольший интерес представлял однократно обучаемый специализированный вариант этих сетей, параметры которого рассчитывались на компьютерной модели. Поэтому описанные в данной работе особенности нейросетей с динамической адаптацией к непрерывным изменениям в нем реализованы не были.

РЕЗУЛЬТАТЫ МОДЕЛИРОВАНИЯ

Наиболее полезными для оценки качества прогнозирования поведения экологических объектов, предложенной супервизорной нейросетью с динамической адаптацией к непрерывным сигналам, представляются три ситуации изменения характеристик периодических входных воздействий A_i :

1) нарастание доли стохастической компоненты на фоне регулярного сигнала;

2) изменение периода повторения выбросов случайной амплитуды;

3) изменение периода повторения фазовых сдвигов случайной величины.

Примем для всех трех случаев за образец регулярной функции Φ' синус, а за образец стохастической Φ'' - значения, получаемые от генератора случайных чисел компьютера. Тогда суммарный входной сигнал, содержащий регулярную R и стохастическую S компоненты для первых двух случаев, опишется выражением

$$A_i = R\Phi'_i + S\Phi''_i, \quad (5)$$

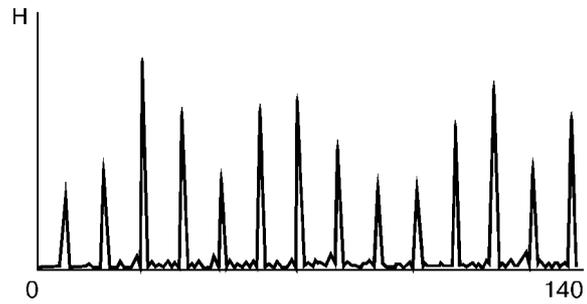


Рис. 2. Динамика оценки обученной нейросети, адаптирующейся к периодически повторяющимся выбросам случайной амплитуды.

где $R + S = 1$, $R \geq 0$, $S \geq 0$.

Эксперименты для третьего случая, моделирующего фазовые сдвиги всего входного вектора на случайную величину через определенные промежутки времени, проводились при $R = 1$.

Обученные нейросети с динамической адаптацией демонстрируют достаточно высокую устойчивость к изменениям характеристик входных воздействий и реакций на них модели экологического объекта. Это выражается в быстром падении величины оценки функционирования нейросети после прихода возмущающих воздействий, которые нарушают регулярность моделируемого процесса. Отмеченная особенность отражена на рис. 2, демонстрирующем изменение оценки качества адаптации нейросети H в зависимости от периода повторения выбросов случайной амплитуды на фоне синусоидальных входных воздействий на сеть $\tau = T$ на промежутке 140 тактов функционирования нейросети, где T – период A_i .

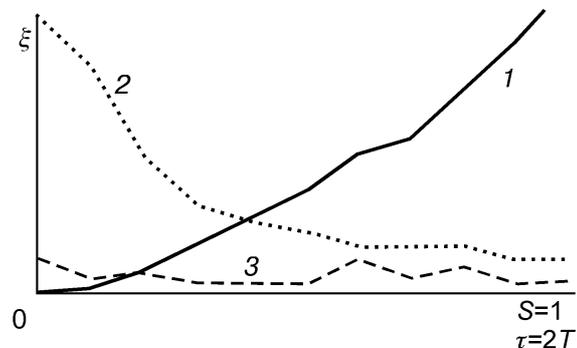


Рис. 3. Изменение оценки качества предсказаний поведения объекта нейросетью с динамической адаптацией для трех перечисленных случаев.

Для всех трех рассматриваемых ситуаций вектор случайных начальных значений относительных фазовых сдвигов синусоидального сигнала для входов нейросети и объекта генерировался однократно перед началом экспериментов и в дальнейшем сохранялся неизменным.

Каждое значение для графиков по оси ординат (на рис. 3)

$$\xi = \sum_{c=1}^K H_c / K, \quad K = 100, \quad (6)$$

рассчитывалось на последних 100 тактах функционирования нейросети из 400 тактов динамической адаптации.

Графики результатов машинных экспериментов на рис. 3 для каждого из трех описанных случаев помечены соответствующей цифрой. По оси абсцисс отложено в первом случае изменение стохастической компоненты для A_i , $0 \leq S \leq 1$ (см. уравнение 5), а во втором и третьем – изменение τ -периода повторения соответствующих отклонений входного сигнала от регулярного $0,1 T \leq \tau \leq 2T$.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Проведенные эксперименты показали, что предложенные нейросети пригодны для моделирования и оперативного предсказания множественных реакций экологических объектов на шаг вперед с учетом влияния степени нерегулярности в динамике изменений входных воздействий на качество адаптации.

Нейросети с динамической адаптацией достаточно устойчивы к периодическим отклонениям от регулярности входных воздействий (случай 2) и при условии, что период повторе-

ния этих отклонений превышает адаптивный промежуток (несколько тактов функционирования нейросети), восстанавливают качество прогноза.

Предложенные нейросети устойчивы к случайным сдвигам фазы вектора входных воздействий (одинаковым для всех A_i), что позволяет успешно использовать их в динамических экологических моделях, требующих "склейки" ограниченных выборок однородных данных.

Нейросети с динамической адаптацией, описанные в работе [3], предсказывают изменения дискретных одномерных процессов. Нейросети с динамической адаптацией, предложенные в данной работе (в рамках формализма [3]), способны предсказывать изменения непрерывных и дискретных многомерных процессов.

Авторы благодарны Р. Г. Хлебопосу за весьма полезные обсуждения.

ЛИТЕРАТУРА

1. Ю. П. Ланкин, Материалы Международной конференции по экологическим проблемам, Лесосибирск, ИЛиД СО РАН, 1993, 80.
2. С. И. Барцев, Ю. П. Ланкин, Материалы Международного конгресса "Окружающая среда для нас и для будущих поколений, Экология и бизнес в новых условиях", Красноярск, Институт биофизики СО РАН, 1993, 49.
3. S. I. Bartsev, V. A. Okhonin, *Neurocomputers and Attention II: Connectionism and Neurocomputers*, Manchester and New York, 1991, 453–458.
4. С. И. Барцев, Ю. П. Ланкин, Тезисы докладов II Всероссийского рабочего семинара, Красноярск, ВЦ СО РАН, 1994, 22.
5. Ю. П. Ланкин, Автореф. канд. дис., Красноярск, Институт биофизики СО РАН, 1994.
6. J. P. Lankin, *Modelling, Measurement & Control*, A, AMSE Press, 1995, **60**: 3, 55–64.

Simulation of Changes of Ecological Objects with the Help of Neuronal Networks

YU. P. LANKIN, A. P. LALETIN

Institute of Biophysics, Siberian Branch of the Russian Acad. Sci.,

V. N. Sukachev Institute of Forest

Neuronal networks with dynamic adaptation capable of forecasting the changes of the state of ecological objects under the influence of a set of continuously varying external factors with their transformation into a set of continuously varying states of the object are presented.