

МЕТОДЫ ДЛЯ МОДЕЛЕЙ АДАПТИВНОЙ САМООРГАНИЗАЦИИ ЭКОСИСТЕМ

Ланкин Ю.П.¹, Басканова Т.Ф.²

¹Институт биофизики СО РАН, Красноярск, Россия
lan7@mail.ru

²Сибирский федеральный университет, Красноярск, Россия
tfbask@mail.ru

Аннотация: создание моделей биосферы и ее экосистем затрудняется наличием проблем "проклятья размерности", потери устойчивости моделей с ростом сложности и др. Их преодолению посвящены методы, развиваемые Концепцией Самоорганизующихся Адаптивных Систем (КАС). Для моделирования процессов адаптивной самоорганизации, включая модели на основе систем дифференциальных уравнений, часто эффективно использование нейронных сетей, разрабатываемых в рамках концепции.

1. Методы настройки моделей экосистем

Первый метод поисковой адаптации для настройки моделей природных систем был разработан на основе ассоциации с идеей дарвиновской эволюции (Lankin, Baskanova, 2004).

В данной работе предложены три версии детерминистских методов, разработанных в КАС (Ланкин, 2009) для настройки сложных моделей биосферы и ее экосистем. Пример подобной модели экосистемы приведен в работе (Pechurkin, Lankin, 2010).

Версия (I) предназначена для настройки циклов, характерных для экосистем. Адаптация нейронной сети организована парами циклов функционирования c и $c+1$.

Первое (оценочное) функционирование

$$\alpha_i^{k+1,c} = \frac{\rho_i^{k,c}}{a + |\rho_i^{k,c}|}, \quad \rho_i^{k,c} = \sum_j x_{ij} \alpha_j^{k,c} + A_i^k, \quad (1)$$

где α_i – состояние выходов нейронов (ответы), k – номер такта функционирования нейросети, i – номер нейрона, a – константа, α_j – состояния входов нейронов, x_{ij} – веса межнейронных связей, A_i – состояние входов нейросети (исходные данные), j – номер входа нейрона.

Оценка качества функционирования, определяющая необходимость дальнейшей адаптации, выполняется целевой функцией

$$H = \frac{1}{2} \sum_{i,k} (s_i^k - \alpha_i^{k,c})^2, \quad (2)$$

где s_i – требуемое состояние нейрона.

Второе (тестовое) функционирование

$$\alpha_i^{k+1,c+1} = \frac{\rho_i^{k,c+1}}{a + |\rho_i^{k,c+1}|}, \quad \rho_i^{k,c+1} = \sum_l x_{il} s_l^k + \sum_j x_{ij} \alpha_j^{k,c+1} + A_i^k, \quad (3)$$

где l – номер входа нейрона ($j \neq l$). Фактически, первая сумма в формуле для ρ_i в (3) означает замену получаемых α_i на требуемые значения s_i .

Для каждого нейрона сети может быть вычислено выражение

$$\Delta \alpha_i^{k+1} = \alpha_i^{k+1,c+1} - \alpha_i^{k+1,c}, \quad (4)$$

представляющее собой величину и направление требуемого изменения α_i на текущем шаге адаптации.

Правило модификации весов связей при адаптации сети

$$x_{ij}^{m+1} = x_{ij}^m + \Delta x_{ij}^m \Delta t, \quad (5)$$

где m – номер цикла адаптации, Δt – шаг модификации, а

$$\Delta x_{ij}^m = \frac{1}{K} \sum_{k=0}^K \alpha_j^k \Delta \alpha_i^{k+1}. \quad (6)$$

Учесть нелинейность нейрона можно используя формулы

$$\Delta x_{ij}^m = \frac{1}{K} \sum_{k=0}^K \alpha_j^{k,c} \left(\frac{as_i^{k+1}}{1-|s_i^{k+1}|} - \rho_i^{k,c} \right), \quad \Delta x_{ij}^m = \frac{1}{K} \sum_{k=0}^K \alpha_j^{k,c} \left(\frac{a\alpha_i^{k+1,c+1}}{1-|\alpha_i^{k+1,c+1}|} - \rho_i^{k,c} \right), \quad (7)$$

где $-q < s_i < q$ и $-q < \alpha_j < q$. Это ограничение позволяет предохранить вычислительную процедуру от появления бесконечно больших величин ρ_i при s_i или α_i близких к единице.

Версия (II) также предназначена для настройки циклических процессов на неограниченных интервалах времени. Она может быть использована для стабилизации циклов или перевода системы из колебательного режима в стационарное состояние. Эта задача часто реализуется в экосистемах.

При этом второе (тестовое) функционирование нейросети (3) не требуется. Вместо него используются результаты предыдущего функционирования, а формулу (4) можно переписать в виде:

$$\Delta \alpha_i^{k+1} = \alpha_i^k - \alpha_i^{k+1}. \quad (8)$$

Целевая функция (2) принимает вид:

$$H = \frac{1}{2} \sum_{i,k} (\alpha_i^k - \alpha_i^{k+1})^2, \quad (9)$$

что указывает на стремление нейросети к стационарному состоянию.

Остальные формулы сохраняются.

Версия (III) предназначена для настройки нейронных сетей, функционирующих на ограниченных интервалах времени либо для слоистых нейронных сетей. В этой версии алгоритма используется обратное распространение s_i , которое аналогично их прямому распространению в (3). Как и в двух предыдущих версиях, ошибки также вычисляются как разности между желаемыми значениями тестового функционирования и значениями обычного функционирования. Но тестовое функционирование теперь идет в обратном направлении.

В данной версии алгоритма прямое (тестовое) функционирование (3) заменяется на обратное:

$$\alpha_i^{k,c+1} = \sum_l x_{li} \left(\frac{as_l^{k+1,c+1}}{1-|s_l^{k+1,c+1}|} \right) + \sum_j x_{ji} \left(\frac{a\alpha_j^{k+1,c+1}}{1-|\alpha_j^{k+1,c+1}|} \right), \quad (10)$$

где роль входов нейросети A_i играют требуемые значения s_i .

Остальные формулы сохраняются. Для (10) сохраняются также условия $-q < s_i < q$ и $-q < \alpha_j < q$, описанные для формулы (7).

Литература

- Lankin J.P., Baskanova T.F. Algorithms of self-adaptation for atmospheric model designing // SPIE, 2004. - Vol. 5397. - P. 260-270.
- Ланкин Ю.П. Моделирование экологической сложности на основе самоорганизующихся адаптивных сетей // Материалы Национальной конференции с международным участием "Математическое моделирование в экологии" ЭкоМатМод-2009.- Пущино: ИФХиБПП РАН, 2009. - С.153-154.
- Pechurkin N.S., Lankin Yu.P. Information principles of self-organization of natural and artificial ecosystems // 38th COSPAR SCIENTIFIC ASSEMBLY.- COSPAR2010; Paper-Number: F41-0013-10.