

Нейронечеткая парадигма при реализации экстренных вычислений в активных динамических системах

Ю. И. Нечаев

Санкт-Петербургский государственный морской технический университет
nechaev@mail.ifmo.ru

Аннотация. Обсуждается практическое приложение нейронечетких моделей в активных динамических системах (АДС), функционирующих в режиме экстренных вычислений. Принципы АДС реализованы в процессе эволюции морского динамического объекта (МДО). Наибольший интерес представляют задачи контроля смены состояний, резких скачкообразных отклонений и критических ситуаций в поведении МДО при различном уровне внешних возмущений.

Ключевые слова: нейродинамические модели; активные динамические системы; морской динамический объект

I. ВВЕДЕНИЕ

Теоретический базис нейронечетких систем находит практическое приложение в активных динамических системах, функционирующих в режиме экстренных вычислений (Urgent Computing – UC). Принципы АДС реализуются при нейронечеткой интерпретации эволюции морских динамических объектов (МДО) [1–5]. Наибольший интерес представляют задачи контроля смены состояний, резких скачкообразных отклонений и критических ситуаций в поведении МДО при различном уровне внешних возмущений. Большие возможности использования нейронечеткой парадигмы открываются в рамках современной теории катастроф [4], динамическая модель которой позволяет исследовать сложные процессы взаимодействия в пространствах поведения и управления.

Концептуальная модель обработки информации в функциональном пространстве взаимодействия МДО в динамической среде АДС, имеет вид:

$$U(F) = \langle F(R^n, R^r) : \{M(\tau) \times V(S) \times D(W)\} \rightarrow Y(R) \rangle \quad (1)$$

где $U(F)$ – пространство вычислительной среды; $F(R^n, R^r)$ – функционал, определяющий процедуры нейронечеткой интерпретации МДО в пространствах поведения и управления современной теории катастроф; $M(\tau)$ – мультимодельный комплекс алгоритмов интерпретации эволюционной динамики; $V(S)$ – множество элементов системы моделирования динамических ситуаций; $D(W)$ – множество, содержащее процедуры генерации решений и выработку управляющих воздействий; $Y(R)$ – множество,

формирующее логические правила НФС); $\tau \in [t_0, t_k]$ – интервал времени реализации.

Интерпретация динамики взаимодействия в вычислительной среде UC осуществляется в рамках структуры, представленной фрактальным графом [4]:

$$G(F_R) = (V(E, U), A(E, C)), \quad (2)$$

формализующим события $V(E, U)$, описывающие действия в системе ППР, и условия $A(E, C)$ – в виде логического описания ее состояния (рис. 1).

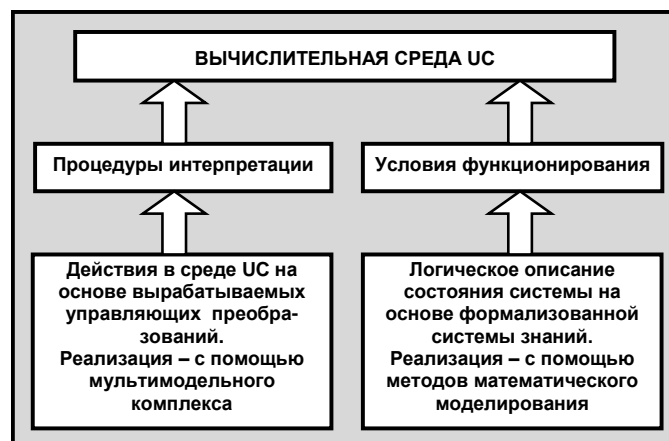


Рис. 1. Структурный синтез вычислительной среды UC

II. АДС В ЗАДАЧАХ НЕЙРОНЕЧЕТКОГО КОНТРОЛЯ

Рассмотрим определения и утверждения, определяющие модель UC как АДС управления процессом обработки информации на основе динамической теории катастроф [2]:

Определение 1. АДС – совокупность взаимодействующих объектов, обеспечивающих информационные и управляющие связи UC, включая отношения подчиненности и распределение прав поддержки принятия решений (ППР) при функционировании в сложной динамической среде.

Определение 2. АДС состоит из *управляющего многопроцессорного центра ППР* на верхнем уровне и *активных элементов*, поддерживающих процедуры обработки информации при реализации стратегии УС в заданном интервале времени – на нижнем уровне.

Определение 3. *Стратегии функционирования АДС* реализуются с учетом предпочтений активных элементов в зависимости от состояния системы на данном этапе эволюции и управляющих воздействий. *Допустимые множества состояний АДС* формируются в зависимости от среды взаимодействия и используемых интеллектуальных и вычислительных технологий.

Утверждение 1. При формировании стратегий ППР используется *механизм информирования* и информационного обеспечения активных элементов о результатах анализа альтернатив и выбора предпочтительной технологии обработки данных в рамках принципа конкуренции.

Утверждение 2. *Механизм функционирования АДС* определяется целевой функцией, допустимыми множествами решений, интервалом реализации, периодами функционирования в зависимости от стратегий интерпретации и управления при движении МДО в процессе эволюции.

Утверждение 3. *Механизм управления АДС* формируется в виде совокупности стратегий ППР при заданной структуре активных элементов, информационном и алгоритмическом обеспечении УС в заданной динамической модели катастроф и особенностей критической ситуации.

III. КОНТРОЛЬ СМЕНЫ СОСТОЯНИЙ

Рассмотрим модель ППР при контроле поведения МДО на основе современной теории катастроф [2]. Формирование логического базиса этой модели в рамках нечеткой формальной системы (НФС) осуществляется на основе измерительной информации.

Особенность рассматриваемых состояний эволюционной динамики состоит в том, что они являются следствием отклонения определяющего параметра от нормируемого значения. Моделирование состояний включает описание траектории и момента перехода. Смена состояний описана блок-схемой на рис. 2.

Здесь содержится последовательность операций обработки информации в режиме экстренных вычислений [4] на основе формализации переходов состояний МДО.

IV. КОНТРОЛЬ СКАЧКООБРАЗНЫХ ЯВЛЕНИЙ

Оценка появления экстремальных значений определяющего параметра на интервале реализации может быть произведена на основе плана Фибоначчи [3]. Определение момента времени $t^* \in [t_1, t_N]$, $X(t) \rightarrow \max$ с использованием чисел Фибоначчи представлена на рис.3.

Процедура на рис.3 предусматривает совместное использование данных измерений и аналитической

компоненты динамической модели катастроф. Величина u_n характеризует n -й член ряда чисел Фибоначчи в виде значений u_1, u_2, \dots, u_n , где первые два члена $u_1, u_2 = 1$, а каждый последующий равен сумме двух предыдущих, т.е. $u_n = u_{n-1} + u_{n-2}$.

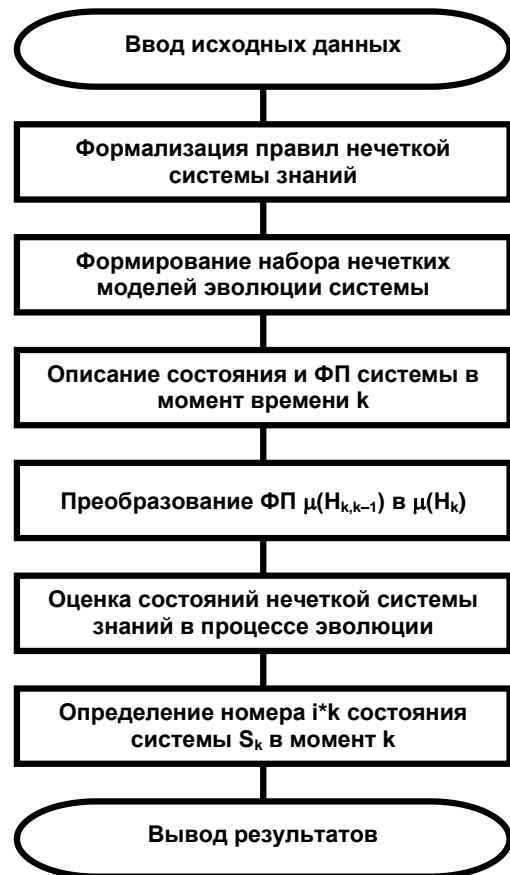


Рис. 2. Блок-схема алгоритма смены состояний в процессе эволюции системы

Пункты	Процедуры
1	Если $n > 1$, то перейти к п. 4.
2	Вычислить $t^* = 0,5(t_1 + t_2)$.
3	Измерить $M(\theta, \varphi, t) = f(t^*)$ и на этом процедура заканчивается.
4	Вычислить $t' = t_1 + (u_n/u_{n+2})(t_2 - t_1)$ и $t'' = t_1 + (u_{n+1}/u_{n+2})(t_2 - t_1)$.
5	Измерить $M(\theta, \varphi, t) = f(t')$ и $M(\theta, \varphi, t) = f(t'')$.
6	Если $n > 2$, то перейти к п. 9.
7	Если $M(\theta, \varphi, t) = f(t') > M(\theta, \varphi, t) = f(t'')$, то положить $t^* = t'$ и закончить процедуру.
8	Положить $t^* = t''$ и закончить процедуру.
9	Принять $n = n - 1$.
10	Если $M(\theta, \varphi, t) = f(t') > M(\theta, \varphi, t) = f(t'')$, то перейти к п. 14.
11	Принять $t_2 = t''$, $t'' = t'$.
12	Вычислить $t' = t_1 + (u_n/u_{n+2})(t_2 - t_1)$.

Рис. 3. Алгоритм Фибоначчи для оценки явления «скачка» в поведении МДО

При контроле резкого изменения функционирования МДО в сложной динамической среде используется алгоритм самоорганизации (рис. 4) на основе нейронечеткого предиктора.

Шаг	Процедура
1	<p>Выбирается исходная точка x^i. Если формируемая база знаний пуста, переход к шагу 3, иначе с помощью алгоритма нечеткого вывода Сугено для имеющихся продукционных правил рассчитывается прогнозируемое значение y^i:</p> $y^i = \eta^*(x^i) = \frac{\sum_{r=1}^m y_r \alpha_r(x^i)}{\sum_{r=1}^m \alpha_r(x^i)}$ <p>где $\alpha_r(x^i) = \min\{\mu_{r_1}(x_1^i), \mu_{r_2}(x_2^i), \dots, \mu_{r_n}(x_n^i)\}$ – степень истинности предпосылки r-го правила; $\mu_{r_j}(\cdot)$ – ФП нечеткого числа A_{r_j}.</p>
2	<p>Проверяется неравенство:</p> $ y^i - y^{i-1} \leq \varepsilon,$ <p>при невыполнении которого переход к шагу 3, иначе переход к шагу 4.</p>
3	<p>Пополнение базы знаний правилом вида:</p> $P_{m+1}: \text{if } x_1 \text{ is } A_{(m+1)1} \& \dots \& x_j \text{ is } A_{(m+1)j} \& \dots \& x_n \text{ is } A_{(m+1)n},$ <p>then $y = y_{r+1}$,</p> <p>где $A_{(m+1)1}, \dots, A_{(m+1)j}, \dots, A_{(m+1)n}$ – нечеткие числа с ФП</p> $\mu_{(m+1)j}(x_j) = \exp\left[-\left(x_j - \alpha_{(m+1)j}\right)^2 / \lambda\right];$ <p>$\alpha_{(m+1)j} = x_{j_i}$ – центры нечетких чисел $A_{(m+1)j}$; λ – постоянный параметр. Значение m модифицируется: $m = m + 1$. Переход к шагу 4.</p>
4	<p>Устанавливается номер очередной обучающей точки: $i = i + 1$. Переход к шагу 1.</p>

Рис. 4. Алгоритм контроля резких скачкообразных явлений в пространстве взаимодействия

V. КОНТРОЛЬ УГРОЖАЮЩИХ СИТУАЦИЙ

Интерпретация возникновения угрожающих ситуаций реализуется в виде цепочки: «угрожающая → предаварийная → аварийная» ситуации. На рис. 5 представлена топологическая картина эволюционной динамики, соответствующая указанной цепочке, где отображения $\Omega_2, \dots, \Omega_5$ характеризуют переход от угрожающей ситуации Ω_1 к предаварийной Ω_2 и аварийной Ω_3 , а также критической Ω_4 и катастрофической Ω_5 ситуациям при полной потере устойчивости движения.

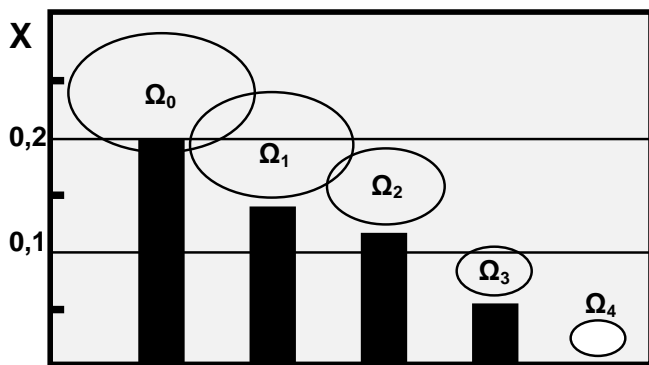


Рис. 5. Фрактальное отображение поведения МДО при различном уровне действующих возмущений: X – определяющий параметр (максимальная ордината диаграммы остойчивости, m ; столбики – уровень генерируемых управленческих решений

Построение прогнозирующей модели угрожающих состояний в сложной динамической среде предполагает решение следующих задач: выявление факторов риска, влияющих на развитие угрожающих состояний в условиях движения к целевому аттрактору; определение количественных сочетаний выделенных факторов

взаимодействия при различном уровне внешних возмущений; установление критериев достоверности факторов риска в процессе эволюции МДО и построение плана управленческих решений по предупреждению угрожающих ситуаций.

Интеллектуальная технология программного комплекса ППР позволяет осуществлять прогноз развития угрожающих ситуаций в условиях неопределенности. Формализация процесса поиска решений по переходу системы в подмножество нормальных состояний из возникшего угрожающего состояния отображает причинно-следственные отношения исследуемой ситуации.

Вычислительная технология использует принцип «скользящего окна», формирование которого выполняется в виде последовательности обработки измерительной информации: на первых шагах алгоритма обработка ведется в течение заданного интервала, а далее формируется «скользящее окно», длительность которого устанавливается на основе анализа данных, полученных на первых шагах работы алгоритма:

$$J(X) \rightarrow J_1(X) \rightarrow J_2(X) \rightarrow J_3(X) \rightarrow \dots \rightarrow W_1(X), \dots, W_N(X), \quad (3)$$

где $J(X)$ – вектор измерений, определяющий поток информации после инициализации алгоритма; $J_1(X), \dots, J_3(X)$ – поток информации на первых шагах работы алгоритма (шаги соответствуют интервалам времени при контроле динамики МДО); $W_1(X), \dots, W_N(X)$ – поток информации при движении «скользящего окна».

Таким образом, приведенный алгоритм представляет собой универсальную структуру, функциональность которой реализуется на основе принципа сложности и формальных процедур, позволяющих осуществлять параметрическую «настройку» адекватной модели и выделение «скользящего окна» для эффективного контроля динамических характеристик МДО. При этом статистически надежный прогноз возможен лишь в том случае, когда период основания прогноза (число известных значений временного ряда) достаточен для формирования достоверных выводов относительно характера изменения во времени каждой составляющей ряда. При периоде основания прогноза, меньшем некоторой расчетной величины N_{\min} , удовлетворительный прогноз оказывается невозможным. Величина N_{\min} определяется требуемой точностью прогноза, его максимальной глубиной, моделью тренда и случайной составляющей. При заданных требованиях к прогнозу временной ряд считается коротким, если его период основания (период наблюдений) меньше, чем N_{\min} .

Процесс построения прогнозирующей модели предусматривает предварительное определение количества используемых элементов временного ряда и ошибок прогноза в соответствии с общей стратегией прогнозирования (рис. 6). После выполнения этих операций схема построения ИНС на основе

вычислительной среды КМ включает решение задач структурного и параметрического синтеза.

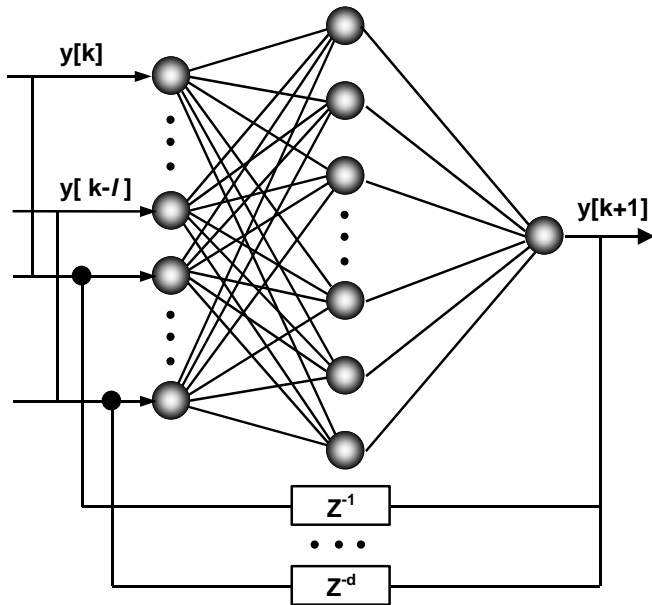


Рис. 6. Нейросетевой предиктор, реализующий стратегию прогноза поведения МДО

В связи со сложностью задачи многорежимного управления при прогнозе поведения МДО рассматривают одношаговый и многошаговый нейропрогноз. *Одношаговый прогноз* осуществляется только на один шаг вперед и используется для краткосрочных прогнозов. Результатом прогноза является не только конкретное значение, но и класс, к которому принадлежит переменная. *Многошаговый прогноз* предназначен для определения основного тренда и главных точек изменения тренда для промежутка времени в будущем. Прогнозируемая система на основе ИНС использует полученные (выходные) данные для моментов времени $k+1, k+2, \dots$ в качестве входных данных для прогноза на моменты времени $k+2, k+3$ и т.д.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] Нечаев Ю.И. Высокопроизводительные технологии экстренных вычислений при контроле динамики нелинейных нестационарных систем // Материалы 4-й Всероссийской научно-технической конференции «Суперкомпьютерные технологии (СКТ-2016), Геленджик (Дивноморское). 19–24 сентября. Т.2. 2016, с. 81–85.
- [2] Нечаев Ю.И. Теория катастроф: современный подход при принятии решений. Санкт-Петербург: Арт-Экспресс, 2011. 392 с.
- [3] Помехоустойчивые коды: Компьютер Фибоначчи. М.: Знание. Радиоэлектроника и связь. Вып.6. 1989. 60 с.
- [4] Urgent Computing Workshop 2007. Argonne National Lab, University of Chicago, April 25-26, 2007. [Электронный ресурс]: <http://spruce.teragrid.org/workshop/urgent07.php>