

УДК 004.89

ПРИМЕНЕНИЕ ИСКУССТВЕННЫХ ИММУННЫХ СИСТЕМ В ЗАДАЧАХ ВОССТАНОВЛЕНИЯ И ОПТИМИЗАЦИИ НЕЛИНЕЙНЫХ ЗАВИСИМОСТЕЙ

Н. М. Кораблев¹, И. В. Овчаренко², В. В. Токарев³¹ ХНУРЭ, г. Харьков, Украина, korablev@kture.kharkov.ua² ХНУРЭ, г. Харьков, Украина, i.ovcharenko@inbox.ru³ ХНУРЭ, г. Харьков, Украина, tvv.v@mail.ru

Искусственные иммунные системы (ИИС) — направление искусственного интеллекта, которое эмулирует биологическую иммунную систему человека. В работе рассматривается применение ИИС для решения задач восстановления и оптимизации нелинейных функций. Восстановление и оптимизация выполнены на примере тестовых функций на основе алгоритмов клонального отбора и иммунной сети.

ИСКУССТВЕННЫЕ ИММУННЫЕ СИСТЕМЫ, ИММУННАЯ СЕТЬ, КЛОНАЛЬНЫЙ ОТБОР, АФФИННОСТЬ, ОПТИМИЗАЦИЯ.

Введение

Для решения задач идентификации, принятия решений, прогнозирования и управления в сложных системах, когда для исследуемой системы не существует адекватной математической модели, значительный научный и практический интерес представляет использование методов интеллектуальной обработки информации, к которым относятся искусственные нейронные сети, модели на основе нечеткой логики, эволюционное программирование, искусственные иммунные системы (ИИС) и др. Интенсивно развивается теория гибридных сетей, объединяющая в себе технологии нейронных сетей, нечеткой логики и эволюционных вычислений. Если использование искусственных нейронных сетей, эволюционных вычислений и нечеткой логики для решения различных практических задач достаточно хорошо проработано, то искусственные иммунные системы — это новая парадигма мягких вычислений, которая может интегрироваться с другими методиками. В связи с этим задача оптимизации с помощью искусственных иммунных систем является актуальной.

1. Постановка задачи

Классические методы многомерной статистики, используемые в задачах принятия решений, прогнозирования и управления, основаны на определенных предположениях о структуре исходных данных, и, как следствие, попытки их применения приводили к значительным ошибкам при условии несоответствия обучающих наборов этим предположениям. Наиболее перспективным направлением при решении данной задачи является использование универсальных аппроксиматоров широкого класса многомерных нелинейных функций — адаптивных моделей нечеткого логического вывода, которые представляют собой дальнейшее развитие нечетких экспертных систем. Основная трудность их исполь-

зования заключается в структурной и параметрической адаптации — поиске оптимального набора параметров термов лингвистических переменных, структуры множества правил логического вывода. Параметры адаптивной модели нечеткого логического вывода формируются путем их оптимизации в смысле некоторого критерия, формируемого по данным из обучающей выборки. Эта задача относится к классу так называемой «существенно» безусловной задаче глобальной оптимизации. Нахождение глобального экстремума является сложной, а часто нерешаемой задачей. Для этих целей могут использоваться специальные методы, в частности, эволюционные вычисления, случайный поиск и др. Недостатком этих методов является необходимость вычисления градиента функции, зависимость от начального приближения и, как следствие, большая вероятность «застревания» алгоритма в локальном экстремуме.

Широко распространена оптимизация на основе случайного поиска, когда градиент функции заменяется случайным вектором [1]. Генетические алгоритмы как часть парадигмы эволюционных вычислений позволяют решать многие проблемы классических методов оптимизации [2], но далеко не все. С увеличением размерности вектора переменных сильно увеличивается размер области поиска. Поэтому в работе ставится задача восстановления и оптимизации нелинейных унимодальных и мультимодальных функций с использованием искусственных иммунных систем на основе синтеза алгоритмов клонального отбора и иммунной сети.

2. Модели искусственных иммунных систем

Естественная иммунная система человека может рассматриваться как сложная сетевая структура, которая в состоянии реагировать на практически неограниченное множество внешних воздействий, таких как вирусы и бактерии. Следовательно, это

параллельная распределенная адаптивная система, которая имеет огромный потенциал для многих интеллектуальных вычислительных приложений [3].

Иммунная система представляет вычислительный интерес благодаря тому, что ей присущи следующие свойства: распознавание, выделение признаков, разнообразие, обучение, память, распределенное обнаружение, саморегулирование, метадинамика, сетевая организация. ИИС используют вычислительные модели обработки информации в иммунологических взаимодействиях с практическими применениями для решения многих проблем, таких как распознавание образов, поиск данных, компьютерная безопасность, обнаружение ошибок, классификация, оптимизация и др. [4].

В ИИС используется способность естественной иммунной системы вырабатывать новые типы антител и отбирать наиболее подходящие из них для взаимодействия с попавшими в организм антигенами. Методом проб и ошибок иммунная система вырабатывает большое количество антител против множества неизвестных антигенов. При этом антиген рассматривается как задача, которую необходимо решить, а антитело — как вектор, наилучшим образом соответствующий ее решению.

Образование антител основывается на теории клонального отбора при распознавании антигенов. Если антитела распознают антиген, они стимулируются, после чего клонируются и синтезируют новые антитела (осуществляется клональный отбор).

Важной особенностью иммунной системы является то, что она динамически меняется, и иммунный ответ базируется не только на взаимодействии антител и антигенов, но и на взаимодействии антител с другими антителами. При этом обеспечивается как эффект стимуляции антител, так и эффект их супрессии (сжатия), т.е. происходит производство и связывание антител, что имеет существенное значение при проектировании ИИС.

В целом ИИС могут быть описаны как своего рода смесь генетических алгоритмов и нейронных сетей. Преимущество ИИС перед генетическими алгоритмами состоит в том, что в ИИС используются эффекты сети, а преимущества перед нейронными сетями — популяция решений, эволюционный отбор и мутация.

При решении практических задач на основе использования ИИС необходимо решать вопросы выбора подходящего кодирования антител и антигенов, а также выбор соответствующих функций близости/различия (функций аффинности).

Антитела и антигены кодируются одинаково. Для большинства задач самым очевидным представлением является символьная строка чисел или характеристик фиксированной длины, где длина рав-

на числу переменных, а величина — действительное значение самой переменной (binary или real). Но используются и другие, более сложные способы кодирования [5].

В зависимости от принятого способа представления антител и антигенов используются те или иные критерии аффинности. Аффинность — это скалярная величина оценки, показывающая близость результата к оптимальному значению и позволяющая осуществлять отбор антител для клонирования или супрессии [6, 7]. Чаще всего в качестве критерия аффинности используется расстояние Хэмминга или Евклидово расстояние. В зависимости от того, решается задача максимизации или минимизации критерия аффинности, лучшим по популяции считается антитело с самым высоким или низким значением аффинности, соответственно, которое может клонироваться и видоизменяться (мутировать). Антитела с плохой аффинностью, в соответствии с установленным пороговым значением, могут быть удалены из сети. Тем самым реализуется процедура адаптации, которая управляет динамикой системы.

Мутация, используемая в ИИС, подобна мутации, используемой в генетических алгоритмах. Случайные изменения вносятся в гены, ответственные за взаимодействие антител и антигенов, что может привести к улучшению аффинности антител. Мутация антител соответствует поддержанию разнообразия направлений поиска. Однако видоизменение данных имеет смысл не для всех задач, где не очевидно, как видоизменить данные таким образом, чтобы вновь полученные искусственные объекты представляли более вероятные данные.

3. Восстановление нелинейных функций

Для решения задачи восстановления нелинейных функций двух переменных в качестве популяции антигенов ИИС (обучающей выборки) используется набор данных, которые нужно распознать. Антитела представлены в виде строки фиксированной длины $S = \langle s_1, s_2, s_3 \rangle$, состоящей из двоичных символов и представляющей вещественные значения вектора координат антитела в трехмерном пространстве. Исходный вектор координат генерируется случайным образом путем заполнения разрядов в бинарном коде. Для декодирования значений координат используется код Грея. Следовательно, ИИС представляется сетью в виде графа, состоящего из узлов (антител) и взвешенных ребер, которые определяют степень аффинности между соответствующими узлами.

В процессе восстановления нелинейной функции необходимо находить как аффинность связи «антиген-антитело» (степень различия), так и аф-

финность связи «антитело-антитело» (степень подобия). Аффинность вычисляется по соответствующим координатам антитела и антигена после декодирования вектора. В качестве меры аффинности используется расстояние Хэмминга.

Отобранные антитела формируют популяцию клонов, которые затем подвергаются мутации, что ведет к улучшению аффинности антител. Лучшие в популяции антитела формируют клетки памяти, которые восстанавливают нелинейную зависимость.

Решение задачи нахождения глобального экстремума является частным случаем задачи восстановления, при этом в роли антигена выступает целевая функция, значение которой необходимо оптимизировать.

4. Экспериментальные исследования

Для исследования возможности нахождения глобальных экстремумов и восстановления нелинейных функций с помощью ИИС были использованы следующие тестовые функции:

$$F_1(x_1, x_2) = x_1^2 + x_2^2 \quad (1)$$

$$x_1, x_2 \in [-1, 1]; F_1(x_1, x_2) \in [0; 2];$$

$$F_2(x_1, x_2) = 3(1 - x_1)^2 \exp(-x_1^2 - (x_2 + 1)^2) - 10\left(\frac{x_1}{5} - x_1^3 - x_2^5\right) \exp(-x_1^2 - x_2^2) - \frac{1}{3} \exp(-(x_1 + 1)^2 - x_2^2); \quad (2)$$

$$x_1, x_2 \in [-1, 1]; F_2(x_1, x_2) \in [-6.56; 8.11];$$

$$F_3(x_1, x_2) = x_1^2 + x_2^2 - \cos(18x_1) - \cos(18x_2) \quad (3)$$

$$x_1, x_2 \in [-1, 1]; F_3(x_1, x_2) \in [-2; 3.54].$$

4.1. Восстановление тестовых нелинейных функций

Для восстановления функций проведены эксперименты с использованием алгоритмов клонального отбора и теории иммунной сети. В ходе вычислений использовались следующие значения параметров иммунной сети: размер начальной популяции — 121; вероятность мутации — 0.1; разрядность элементов вектора антитела — 22.

Результаты восстановления унимодальной функции F_1 на интервале значений $[-1; 1]$ приведены на рис. 1 для 100 поколений (а) и 700 поколений (б). Видно, что после обучения на этапе 100 поколений размер образовавшейся популяции (клеток памяти) недостаточен для восстановления функции F_1 .

Для оценки качества восстановления функции используется точечная оценка дисперсии. Для 100 поколений оценка дисперсии равна 0,0012; для 700

поколений — 0,0011. Использование эффекта супрессии на основе вычисления аффинности «антитело-антитело» позволяет сократить размер популяции с 1281 до 1075 для 700 поколений.

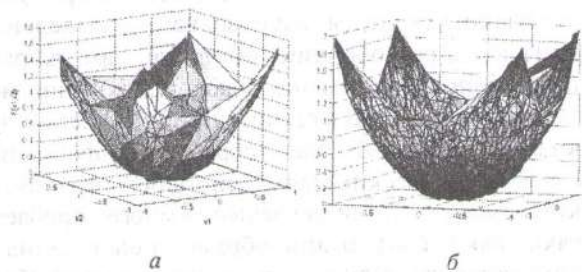


Рис. 1. Результаты восстановления функции F_1

Результаты восстановления multimodalной функции F_2 на интервале значений $[-3; 3]$ приведены на рис. 2 для 450 поколений (а) и 700 поколений (б). Для 450 поколений оценка дисперсии равна 0,0035; для 700 поколений — 0,0033. Использование эффекта супрессии на основе вычисления аффинности «антитело-антитело» позволяет сократить размер популяции с 691 до 671 для 700 поколений.

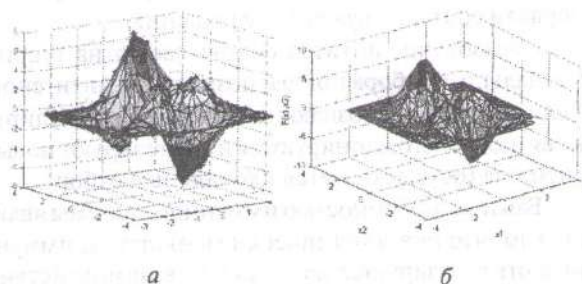


Рис. 2. Результаты восстановления функции F_2

Результаты восстановления функции F_3 приведены для 700 поколений (рис. 3), т.к. на этапах менее 700 поколений образовалось недостаточно клеток памяти для восстановления функции. Оценка дисперсии для 700 поколений равна 0,0051. В результате сжатия сети размер популяции уменьшился с 1442 до 1244 для 700 поколений.

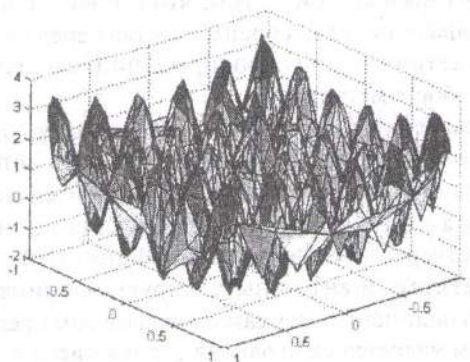


Рис. 3. Результаты восстановления функции F_3

4.2. Нахождение глобального экстремума тестовых нелинейных функций

Иммунный алгоритм, предназначенный для задач оптимизации, упрощен за счет отсутствия популяции антигенов, вместо нее в роли антигена выступает целевая функция оптимизации. При нахождении глобального экстремума вычисление аффинности соответствует вычислению функции $F(x_1, x_2)$ после декодирования x_1, x_2 . В ходе выполнения иммунного алгоритма большинство антител сосредотачиваются в одном пике (рис. 4 — тестовая функция F_2).

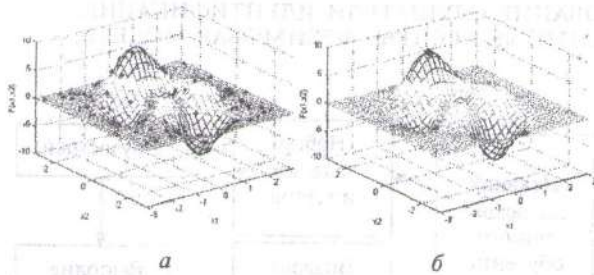


Рис. 4. Оптимизация функции F_2

Графики изменения лучшей и средней по популяции функции цели при нахождении глобального максимума мультимодальной функции F_2 приведены на рис. 5.

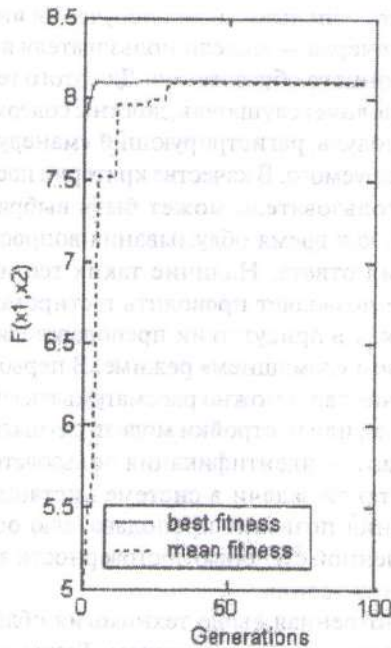


Рис. 5. Результаты оптимизации мультимодальной функции F_2

Графики изменения лучшей и средней по популяции функции цели при нахождении глобального минимума функций F_1 и F_3 приведены на рис. 6а и 6б, соответственно.

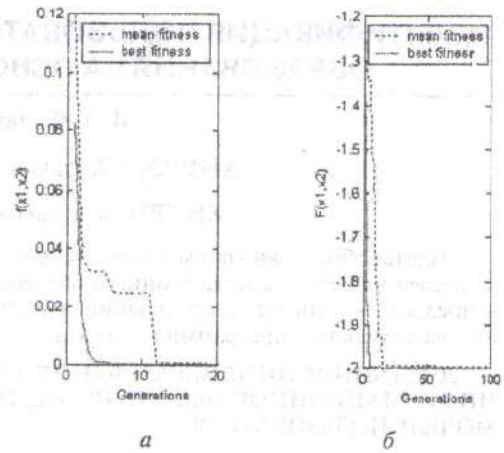


Рис. 6. Результаты оптимизации функций F_1 и F_3

Результаты и перспективы исследований

Научная новизна работы заключается в том, что использование методов теории ИИС для восстановления и оптимизации нелинейных функций на основе синтеза алгоритмов клонального отбора и иммунной сети получило дальнейшее развитие.

Практическая ценность работы состоит в том, что разработаны новые методики восстановления и оптимизации нелинейных зависимостей, которые основаны на способности самообучаться и могут быть использованы в различных практических задачах, в частности, для структурной и параметрической адаптации правил нечеткого вывода.

Список литературы: 1. Жигельский А.А., Жилинкас А.Г. Методы поиска глобального экстремума. — М.: Наука, 1991. — 248 с. 2. Herrera F, Lozano M. Fuzzy genetic algorithms: issues and models // Technical report DECSAI-98116, Dept. of Computer science and A.I., University of Granada, June 1998. — 32 p. 3. Искусственные иммунные системы и их применение / Под ред. Д. Дасгупты. Пер. с англ. под ред. Романюхи А.А. — М.: ФИЗМАТЛИТ, 2006. — 344 с. 4. Timmis J.I., Knight T., De Castro L.N., Hart E. An Overview of Artificial Immune Systems // Computation in Cells and Tissues: Perspectives and Tools for Thought, Natural Computation Series, Springer, 2004 — p. 51-86. 5. Литвиненко В.И., Бидюк П.И., Фелелов А.А., Баклан И.В. Гибридная иммунная сеть для решения задач структурной идентификации // Интеллектуальні системи прийняття рішень та прикладні аспекти інформаційних технологій: Матеріали науково-практичної конференції. — Том 5. — Херсон: Видавництво Херсонського морського інституту, 2005. — С. 41-48. 6. De Castro L. N., Timmis, J. I. Artificial Immune Systems: A Novel Paradigm to Pattern Recognition // In Artificial Neural Networks in Pattern Recognition, SOCO-2002, University of Paisley, UK, 2002 — p. 67-84. 7. De Castro L. N., Von Zuben F. J. Ошибка! Закладка не определена. // In Proceedings of GECCO'00, Workshop on Artificial Immune Systems and Their Applications, 2000. — p. 36-37.

Поступила в редколлегию 03.04.07