

Р. Н. НАЗАРЕНКО

СРАВНЕНИЕ НЕКОТОРЫХ ЭВОЛЮЦИОННЫХ МЕТОДОВ ОПТИМИЗАЦИИ СЛОЖНЫХ СИСТЕМ

Оптимизация сложных систем является чрезвычайно сложной и трудоемкой задачей из-за наличия большого числа альтернативных топологий реализации систем, большого количества режимных параметров и структурных элементов систем, высокой сложности оценки критериев эффективности, а также довольно большого числа ограничений, накладываемых на функционирование системы. Для оптимизации сложных систем используется большое количество разнообразных методов, различающихся по многим параметрам, в первую очередь – по эффективности. Среди этих методов можно выделить, на мой взгляд, наиболее эффективные методы – эволюционные. Рассмотрим два наиболее ярких представителя эволюционных методов – феноменологический эвристико-эволюционный (далее – феноменологический подход) [1,2] и «биологический» подход (использование нейронных сетей и генетических алгоритмов) [3]. Сравним эти методы по некоторым формальным признакам.

Область применения

Область применения феноменологического подхода – сложные системы различной природы (технические, биологические, экономические и др.), обладающие:

- большой элементной базой (в некоторых случаях экономические, социальные и другие задачи) – большим числом элементов-знаков (семантических элементов));
- сложной топологией систем, сложным представлением функциональных или иных схем и алгоритмов;
- наличием большого числа режимных параметров (или обязательных ограничений, накладываемых на функционирование системы);

Биологический эволюционный подход применяется к системам такого же типа, что и феноменологический. С помощью нейронной сети можно моделировать любую топологию систем (в том числе и систем с обратным управляющим воздействием). Моделирование режимных параметров для данного подхода осуществляется с помощью определения диапазона «выживаемости» для выбранной особи.

Феноменологический подход можно применять как к системам, модели которых имеют непрерывную область определения (биологические системы), так и к системам, область определения которых в силу разных причин имеет разрывы (например, технические системы, имеющие ограничения целочисленности, дискретности, а также обладающие разреженной матрицей элементов) [1, 2].

Биологический подход к моделированию систем может применяться как к биологическим системам, так и к техническим и подобным им системам, имеющим ограничения целочисленности или дискретности. В этом случае область поиска становится многосвязной, а сама задача с математической точки зрения – многоэкстремальной. Что касается характера многосвязной области поиска, то отдельные подобласти или имеют различную размерность, или (при совпадении размерности) образованы различными наборами переменных. Генетические алгоритмы при поиске оптимума изменяют не все возможные переменные, а только часть их, другими словами, эти алгоритмы используют одно из свойств окружающего мира – независимость различных подсистем объектов [4, 5].

Феноменологический подход (как видно из названия метода оптимизации) применяется к системам, для которых применимы известные методы оптимизации систем, но из-за крайней сложности методов практическая их реализация чрезвычайно затруднена. Это ограничение связано с тем, что феноменологический эвристико-эволюционный подход при необходимости рассматривает структурные элементы системы с учетом их внутренней структуры («белый ящик») [2]. Генетические же алгоритмы в большинстве случаев рассматривают структурный элемент в качестве своеобразной абстракции, не учитывающей внутреннюю структуру объекта («черный ящик») и в силу возможности обучения, могут применяться и для систем, для которых методы оптимизации еще не найдены, хотя в этом случае скорость обучения сети будет довольно малой [6–10].

Представление элементов в виде «черных ящиков» приводит к более быстрому поиску элементов, но при этом усиливается погрешность в обеспечении режимных параметров системы. Если при-

менить к оптимизации систем нейронные сети, то с помощью специальных методик обучения будет определяться необходимый структурный элемент, исходя из учета его внутренней структуры.

Сложность методов

Биологический подход более сложен для понимания и реализации, чем феноменологический эвристико-эволюционный. Это связано с тем, что феноменологический подход формировался с помощью интуитивно понятных пользователю методов и эвристик, тогда как генетические алгоритмы и нейронные сети изначально опирались на биологические модели. Качественное применение указанных выше биологических методов требует знаний не только о предметной области (как при феноменологическом подходе), но и определенных знаний нейрофизиологии, науки о познании, психологии, физики (статистической механики), теории управления, теории вычислений, проблем искусственного интеллекта, статистики и знаний о параллельных вычислениях [11]. Также при моделировании систем генетическими алгоритмами необходимо постоянное преобразование информации об элементах системы из внешнего представления во внутреннее (обычно – векторное (битовое) представление) и наоборот. Феноменологический же метод непосредственно оперирует элементами-категориями, не преобразовывая их в специальное математическое представление.

Оптимизация элементов

Феноменологический подход обеспечивает выбор оптимального элемента из ряда возможных путем сравнения критериев эффективности конкурирующих вариантов. При этом для каждого сравниваемого варианта обеспечиваются с заданной погрешностью режимные параметры на концах элемента. При такой оптимизации формируется не только оптимальный типоразмер, но и оптимальная топология элемента в том случае, если элемент составлен из нескольких более мелких.

Генетические алгоритмы осуществляют поиск среди элементов, начиная с самых простых, постепенно усложняя их до тех пор, пока искомый элемент не будет удовлетворять заданным режимным параметрам на концах элемента и не будет найден наилучший структурный элемент среди конкурирующих [12]. Генетические алгоритмы не позволяют рассматривать один элемент в качестве некоторой структурной подсистемы, имеющей собственную топологию, режимные параметры и элементы, как при феноменологическом подходе. Для того, чтобы представить элемент в виде подсистемы, биологический подход должен сформировать отдельную нейронную сеть, оптимизировать ее, а затем уже полученные результаты применить в системе более высокого уровня.

Обучаемость

Способность к обучению является фундаментальным свойством мозга, поэтому в контексте биологического эволюционного подхода процесс обучения может рассматриваться как настройка архитектуры нейронной сети и весов связей для эффективного выполнения специальной задачи. Обычно нейронная сеть должна настроить веса связей по имеющейся обучающей выборке. Функционирование сети улучшается по мере итеративной настройки весовых коэффициентов. Свойство сети обучаться на примерах делает их более адаптивными по сравнению с системами с жестко заданными экспертами правилами определения наилучшего результата [13, 14].

Для конструирования процесса обучения необходимо иметь модель внешней среды, в которой функционирует нейронная сеть, знать доступную для сети информацию. Эта модель определяет парадигму обучения [15]. Далее необходимо понять, как модифицировать весовые параметры сети, т. е. какие правила обучения управляют процессом настройки. Алгоритм обучения означает процедуру, в которой используются правила обучения для настройки весов.

Существуют три парадигмы обучения: "с учителем", "без учителя" (самообучение) и смешанная. В первом случае нейронная сеть располагает правильными ответами (выходами сети) на каждый входной пример. Веса настраивают так, чтобы сеть производила ответы, как можно более близкие к известным правильным ответам. Усиленный вариант обучения с учителем, предполагает, что известна только критическая оценка правильности выхода нейронной сети, но не сами правильные значения выхода. Обучение без учителя не требует знания правильных ответов на каждый пример обучающей выборки. В этом случае раскрывается внутренняя структура данных или корреляции между образцами в системе данных, что позволяет распределить образцы по категориям. При смешанном обучении часть весов определяется посредством обучения с учителем, в то время как остальная получается с помощью самообучения.

Теория обучения рассматривает три фундаментальных свойства, связанных с обучением по примерам: емкость, сложность образцов и вычислительная сложность. Под емкостью понимается количество образцов, которые может запомнить сеть, а также функции и границы принятия решений, могут быть на ней сформированы. Сложность образцов определяет число обучающих примеров, необходимых для достижения способности сети к обобщению. Слишком малое число примеров может вызвать "переобученность" сети, когда она хорошо функционирует на примерах обучающей выборки, но плохо – на тестовых примерах, подчиненных тому же статистическому распределению [16–18]. Известны 4 основных типа правил обучения: коррекция по ошибке, машина Больцмана, правило Хебба и обучение методом соревнования. Кроме рассмотренных алгоритмов обучения следует упомянуть некоторые другие: Adaline и Madaline [19], линейный дискриминационный анализ [20], проекции Саммона [20], анализ главных компонент [21].

Важным достоинством феноменологического подхода является предоставляемая им возможность прогнозировать направления продвижения к оптимуму топологических и режимных параметров систем путем формирования соответствующих поэлементных эвристик в процессе оценки эффективности элементов. Таким образом, феноменологический подход осуществляет процесс детерминированного самообучения.

Другим достоинством феноменологического подхода по сравнению с биологическим является то, что он обучается с помощью специальных, ранее разработанных эвристик и не зависит от выбранных для обучения примеров и числа ранее выполненных оптимизаций. Биологический подход, как уже было сказано ранее, осуществляет обучение на примерах, при этом сталкиваясь с описанными выше сложностями, возникающими в процессе обучения.

Детерминированность метода

Феноменологический подход к оптимизации сложных систем является четко детерминированным методом на всех уровнях продвижения к оптимуму системы. Более того, феноменологический метод может применяться только для сильно формализованных систем, для которых разработаны математические модели объектов, определены альтернативные варианты топологий, определены режимные параметры и эвристики.

Биологический подход к оптимизации сложных систем не накладывает ограничения строгой формализованности на проблемную область и поэтому может быть применен для решения слабо формализованных задач. В этом случае полученное с помощью биологического метода решение будет сильно зависеть от нашего представления о конечном результате оптимизации и будет найдено за довольно значительное время. В случае применения нейрогенетических алгоритмов для оптимизации технических систем оптимум системы будет найден за немногим большее время, чем при применении феноменологического эвристико-эволюционного подхода. Это связано с тем, что феноменологический метод осуществляет перебор возможных структурных элементов с помощью специальных эвристик выбора, а генетические алгоритмы – среди полученных системой категорий элементов с фиксированием полученных результатов.

Таким образом, феноменологический эвристико-эволюционный и биологический (нейрогенетический) подходы к оптимизации сложных систем имеют достаточно много общего и могут быть с успехом применены для решения сходных задач оптимизации. Предлагается в дальнейшем развитие феноменологического подхода путем его модификации с добавлением биологических компонент в существующий метод.

Список литературы: 1. Каневец Г.Е., Зайцев И.Д., Головач И.И. Введение в автоматизированное проектирование теплообменного оборудования. К.: Наукова думка, 1985. 232с. 2. Каневец Г.Е., Берлин М.А. Принципы автоматизированного проектирования и оптимизации химико-технологических производств: Сер. Химия и хим. технология. К.: Знание УССР, 1981. 29 с. 3. *International workshop on combination of genetic algorithms and neural networks* (1992; Baltimore, Md), June 6, 1992 / COGANN-92; Ed. L.P. Whitley, J.P. Schoffer. Los Alamatic (Ca) et al.: IEEE computer. soc. press, 1992. VIII. 262p. 4. Батищев Д.И., Исаев С.А. Оптимизация многоэкстремальных функций с помощью генетических алгоритмов // "Высокие технологии в технике, медицине и образовании": Межвуз. сб. науч. тр. Воронеж: Изд-во ВГТУ, 1997. С.4-17. 5. Батищев Д.И., Исаев С.А., Ремер Е.К. Эволюционно-генетический подход к решению задач невыпуклой оптимизации // "Оптимизация и моделирование в автоматизированных системах": Межвуз. сб. науч. тр. Воронеж: Изд-во ВГТУ, 1998.- С.20-28. 6. Анил К. Джейн, Жианчанг Мао, Моуддин К М. Введение в искусственные нейронные сети // Открытые системы. №4. 1997. 7. Исаев С.А. Генетические алгоритмы – эволюционные методы поиска // <http://www.chat.ru/~saisa/> 8. Иса-

ев С.А. Генетические алгоритмы // там же 9. *Исаев С.А.* Популярно о генетических алгоритмах //там же. 10. *Исаев С.А.* Обоснованно о генетических алгоритмах // там же. 11. *Редько В.Г.* Эволюционный подход к исследованию естественных и созданию искусственных "биокомпьютеров" // Нейрокомпьютер, 1994. № 1/2. С. 38-49. 12. *Отчет по научно-исследовательской работе "Создание аналитического обзора информационных источников по применению нейронных сетей для задач газовой технологии" /* Копосов А.И., Щербаков И.Б., Кисленко Н.А., Кисленко О.П., Варивода Ю.В. и др. ВНИИГАЗ, 1995. 13. *Holland J.* Adaptation in Natural and Artificial Systems. University of Michigan Press, 1975. 14. *Muller B., Reinhardt J.* Neural networks. Springer –Verlag, 1990. 267 p. 15. *Haykin S.* Neural Networks: A Comprehensive Foundation, MacMillan College Publishing Co., New York, 1994. 16. *Holland J.* The dynamics of searches directed by Genetic Algorithms. In: Lee Y.S. (ed.) Evolution, Learning and Cognition. World Scientific, Singapore, 1988. 17. *Goldberg D.* Genetic Algorithms in Machine Learning, Optimization, and Search. Addison-Wesley, 1988. 18. *Montana D.J. and Davis L.* Training feedforward neural networks using genetic algorithms. Preprint, BBN Systems and Technologies, Cambridge, Mass., 1989. 19. *Lippmann R.P.* "An Introduction to Computing with Neural Nets" // IEEE ASSP Magazine. 1987. Vol 4, No.2. P. 4-22. 20. *Jain A.K. and Mao J.* "Neural Networks and Pattern Recognition", in Computational Intelligence: Imitating Life, J.M. Zurada, R.J. Marks II, and C.J. Robinson, eds., IEEE Press, Piscataway, N.J. 1994. P. 194-212. 21. *Hertz J., Krogh A., Palmer R.G.* Introduction to the Theory of Neural Computation. Addison-Wesley, Reading, Mass., 1991.

Поступила в редколлегию 30.05.2001