

УДК 681.3

Г.И.Янгузов (5 курс, СПбГУ ИТМО), М.А.Корабейникова (2 курс),
Н.А.Корабейникова, асп., Ю.С.Монахов, асп., Е.В.Шалобаев, к.т.н., доц.

САМООБУЧЕНИЕ НА БАЗЕ НЕЙРОСЕТЕВЫХ АЛГОРИТМОВ В ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ САПР МЕХАТРОННЫХ СИСТЕМ

Классические принципы теории управления уже давно не обеспечивают решения реальных задач и на первый план выходят новые технологии управления, основанные на обработке постоянно меняющихся знаний об объекте и называемыми интеллектуальными. Последние являются базой самообучения, что важно как для автономных объектов, так и для объектов функционирующих в условиях безлюдных технологий [1,2]. К разряду интеллектуальных технологий относятся такие информационные технологии как экспертные системы, нечеткая логика, нейросетевые структуры, ассоциативная память, эволюционные (генетические) алгоритмы самоорганизации [1,2]. Использование перечисленных выше компонентов искусственного интеллекта в мехатронных объектах позволяет расширить применение традиционных методов теории управления.

Управление с комбинированным нечетким ПИД-регулятором дает лучшие результаты по динамике переходного процесса в сравнении с классическим. Кроме того, «жесткость» настройки коэффициентов «смягчается», что делает систему более нечувствительной. Робастность проявляется в уменьшении негативного, в большинстве своем, влияния различных возмущений и улучшает качество системы в целом. За счет гибкой подстройки регулятора компенсируется нелинейность объекта управления. Упрощенный алгоритм нечеткого логического вывода и комбинации алгоритмов ПИ- и ПД-управления позволяют организовать эффективное управление в системе с ограниченными вычислительными ресурсами [3,4].

Одним из уровней современных интеллектуальных САПР должно быть их самообучение, для которого можно использовать нейросети [1,2]. Особенности нейронных сетей позволяет использовать их при решении классических оптимизационных задач большой размерности и широкого профиля, в частности, при проектировании мехатронных систем.

Для решения стандартных задач оптимизации применима динамическая сеть Хопфильда, рассматривающая обобщенную методику проектирования таких нейронных сетей для решения задач оптимизации САПР. Методика с очевидностью будет базироваться на способности хопфильдовских сетей минимизировать значение «функции энергии» и устойчиво занимать состояния, в общем случае соответствующие локальным минимумам. Следовательно, динамика сети в данном контексте есть инструмент решения задачи поиска точки покоя:

$$\bar{V} = \arg \min(E(V, T, I)), \quad (1)$$

где V – вектор состояния сети, T – матрица синаптических коэффициентов, I – вектор внешних смещений.

После этого можно выделить три этапа процесса проектирования оптимизирующей нейронной сети [3]: 1. Интерпретация задачи оптимизации в нейросетевом базисе; 2. Проектирование функции энергии нейронной сети; 3. Синтез искомым параметров нейронной сети. Интерпретация оптимизационной задачи в нейросетевом базисе из общих соображений может быть разделена на три подраздела.

В первом подразделе надлежит корректно записать взаимно-однозначное отображение β вектора параметров оптимизационной задачи O в вектор параметров проектируемой нейронной сети V :

$$O \xrightarrow{\beta} V. \quad (2)$$

Во втором подразделе осуществляется нейросетевая интерпретация ограничений оптимизационной задачи, т.е. определение таких отображений β и γ , которые для каждой из функций ограничения, заданных на пространстве параметров оптимизационной задачи, ставит в соответствие функции ограничения, заданные на пространстве состояний сети:

$$\varphi_i(x) \xrightarrow{\beta} \varphi_i^N(V), \quad i \in [1, m], \quad (3)$$

$$\psi_j(x) \xrightarrow{\gamma} \psi_j^N(V), \quad j \in [1, p], \quad (4)$$

где φ_i, ψ_j – функции ограничений исходной задачи.

В третьем подразделе происходит нейросетевая интерпретация оптимизируемой функции:

$$f(x) \xrightarrow{\delta} \phi^N(V) \quad (5)$$

такое, что:

$$\forall \bar{V} = \arg \min(\phi^N(V)) \exists \bar{X} = A^{-1}(V): \bar{X} = \arg \min(f(x)). \quad (6)$$

Проектирование функции энергии нейронной сети происходит похоже на второй метод Ляпунова для анализа устойчивости нелинейных систем.

На пространстве состояний строится выпуклая скалярная функция вида $E^0(V)$, такую что для любого состояния сети, соответствующего минимуму этой функции

$$\bar{V} = \arg \min(E^0(V)), \quad (7)$$

выполняются ограничения

$$\varphi_i^N(V) \geq 0, \quad i \in [1, m], \quad (8)$$

$$\psi_j^N(V) = 0, \quad j \in [1, p] \quad (9)$$

и функция стоимости приходит в минимум:

$$\bar{V} = \arg \min(\phi^N(V)). \quad (10)$$

Полученную энергетическую функцию представим в виде:

$$E^0(V) = \sum_{i=1}^m E_{\varphi_i}^0(V) + \sum_{j=1}^p E_{\psi_j}^0(V) + E_{\phi}^0(V), \quad (11)$$

где первые два слагаемых отвечают за выполнение условий ограничения, а последнее соответствует оптимизации целевой функции.

Для синтеза параметров нейросети, в процессе динамики осуществляющей решение исходной оптимизационной задачи, необходимо обеспечить равенство выражения (11) её энергетической функции $E(V, T, I)$, которая согласно [1] выражается как

$$E(V, T, I) = -\frac{1}{2} \sum_{j=1}^n T_{ij} V_i V_j + V_i I_i. \quad (12)$$

Далее определяются искомые компоненты матрицы синаптических коэффициентов и

вектора внешних смещений сети, после чего задачу синтеза оптимизирующей нейросети

можно считать завершённой.

ЛИТЕРАТУРА:

1. Hopfield J.J. Neural Networks and Physical Systems with Emergent Collective Computational Abilities, in Proc. National Academy of Sciences, USA 1982.

2. Терехов С.А. Лекции по теории и приложениям искусственных нейронных сетей. – Снежинск: ВНИИТФ, 1994.
3. Ефимов В.В. Нейроподобные сети в бортовых информационно-управляющих комплексах летательных аппаратов. Решение оптимизационных задач. – СПб., 1996.
4. Богданов К.В., Шалобаев Е.В., Каменева С.Ю., Гречихин С.В. Самообучение в САПР на базе нейросетевых алгоритмов // Труды Международных конференций: Интеллектуальные системы и Интеллектуальные САПР. В 2-х ч. Ч.2. – М.: Физматлит, 2004. – С.352-354.