

ИНФОРМАТИКА

УДК 519.713; 621.785.05

РЕАЛИЗАЦИЯ ГИБРИДНОЙ ЭКСПЕРТНОЙ СИСТЕМЫ ДЛЯ ИССЛЕДОВАНИЯ И ОПТИМИЗАЦИИ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИХ ПРОЦЕССОВ

д-р техн. наук, проф. С.П. КУНДАС

(Международный государственный экологический университет им. А.Д. Сахарова, г. Минск)

Я.С. ЛЕВАШКЕВИЧ

(Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники)

Рассмотрены вопросы разработки элементов гибридной экспертной системы, основанных на объединении функциональности экспертных систем и искусственных нейронных сетей. Приведена структура нейрона гибридной экспертной системы. Описаны достоинства подобного подхода и алгоритмы, повышающие эффективность гибридной экспертной системы, построенной на основе предложенного нейрона.

Возможность использования на производстве того или иного программного комплекса для моделирования технологических процессов определяется тем, насколько рассматриваемое программное средство способно удовлетворять следующим критериям.

Производительность. При использовании предварительного компьютерного моделирования в производственном процессе, особенно в задачах оптимизации, быстрдействие начинает играть существенную роль. Например, время расчёта программных комплексов (ПК) для моделирования процессов плазменного напыления определяется мощностью вычислительных средств и сложностью алгоритмов моделирования. При использовании для моделирования типичных ПК (компьютер с процессором Pentium 4, с частотой процессора 2,8 ГГц и объёмом оперативной памяти 512 Мб) время выполнения группы расчётов, необходимых для оптимизации параметров процесса плазменного напыления, может достигать до нескольких суток. Для научно-исследовательских задач такое время расчёта вполне допустимо, однако для использования в производственном процессе необходимо намного меньшее время моделирования. Некоторые программные комплексы решают эту проблему вводом нескольких режимов моделирования - режима быстрого приблизительного расчёта и режима точного расчёта. Однако далеко не всегда удаётся использовать режим приблизительного расчёта для решения задач оптимизации процесса напыления.

Недостаток исходных данных. При строгом математическом моделировании технологических процессов математические модули, осуществляющие моделирование, нуждаются в достаточно большом объёме данных о физических свойствах используемых материалов, параметрах оборудования, среды и т.д. При этом в связи с тем, что многие из этих показателей зависят от температуры, а сам процесс происходит в достаточно широком диапазоне температур, то для достижения приемлемой точности моделирования необходимо использовать не усреднённые значения параметров, а их зависимости от температуры, давления и т.д. Следовательно, для использования моделирующего программного комплекса необходимо, чтобы база данных содержала в себе всю информацию о свойствах используемых при напылении материалов и параметрах оборудования. Зачастую такую информацию достаточно сложно найти в литературе, а для многих материалов все необходимые исследования просто не проводились ввиду их высокой сложности и стоимости. Таким образом, на производстве нередко приходится руководствоваться приближёнными значениями свойств материалов (например, используя параметры наиболее близких материалов), а затем интерпретировать результат. Это в значительной степени снижает, а в некоторых случаях и сводит к нулю эффективность использования моделирующих программных комплексов.

Подготовка специалистов. Для использования моделирующих программных комплексов инженер должен обладать целым рядом специализированных знаний из различных областей (например, для выбора метода решения систем уравнений, метода оптимизации или задания системе начальных значений и пределов изменения параметров). Часто сложно или даже невозможно предсказать как выбор тех или иных значений повлияет на скорость получения и точность решения. В лучшем случае производитель программного комплекса выпускает вместе с эксплуатационной документацией ряд рекомендаций по подбору параметров. Таким образом, часть решения задачи неявно отводится человеку-эксперту, причём большая часть этих знаний совершенно неприменима для других программных комплексов. Всё это значительно усложняет подготовку специалистов и повышает ее стоимость.

Для создания более мощных программных средств, способных сочетать функции моделирования с возможностями автоматизированного анализа и оптимизации технологических процессов, в настоящее

время используются подходы ранее использовавшиеся при создании интеллектуальных систем - искусственные нейронные сети (ИНС) и экспертные системы (ЭС). К сожалению, в чистом виде обе эти концепции малоприменимы для моделирования и анализа технологических процессов. В 90-х годах XX столетия было разработано несколько методов объединения функциональности экспертных систем и искусственных нейронных сетей в единую гибридную экспертную систему (ГЭС) [1]. Большинство из них основывается на создании иерархичной модульной структуры, в которой модули ЭС связаны с модулями ИНС потоками данных. Несмотря на широкие возможности, которые открываются при использовании таких систем, основным недостатком, сдерживающим их применение, является высокая сложность обучения всей ГЭС. Необходимо не только участие экспертов, создающих базу знаний ГЭС, но и обучение модулей ИНС в составе ГЭС [1].

В процессе разработки программного комплекса для моделирования процессов плазменного напыления покрытий, авторами изначально был выбран путь разработки традиционной гибридной экспертной системы. Однако работа по улучшению характеристик и возможностей разрабатываемой ЭС привела к созданию гибридной ЭС с качественно новыми характеристиками, которые позволяют применять её для целого ряда задач моделирования и оптимизации практически без внесения изменений в исходный код и используемый метод моделирования.

В основу разработанной ГЭС положен метод объединения функциональных возможностей небольших групп нейронов ИНС и отдельных узлов базы знаний ЭС в единую структуру, на основе которой строятся все модули системы, выполняющие обработку входных данных. При этом каждый нейрон является объединением нескольких однослойных ИНС с непрерывными входами и выходами, не использующих функции активации, подобных представленным на рис. 1.

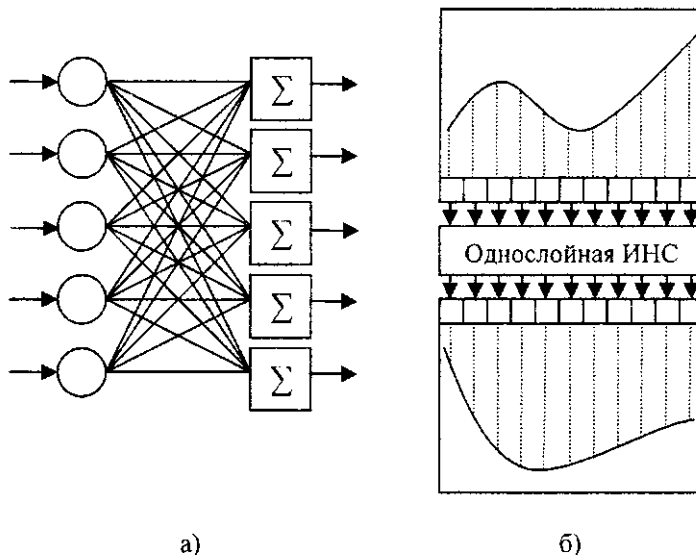


Рис. 1 Схема однослойной ИНС (а) и ее применение для моделирования сложной функциональной зависимости (б)

Однако реально встречающиеся в задачах моделирования и оптимизации функциональные зависимости редко удаётся обрабатывать структурами, основанными на однослойной ИНС, подобной представленной на рис. 1. Это связано с тем, что однослойная ИНС применима только в тех случаях, когда выполняется условие линейной разделимости входного множества для каждого нейрона ИНС. При моделировании сложных функциональных зависимостей, которые не были или не могут быть получены аналитически, а также для обработки множеств, для которых условие линейной разделимости не выполняется, обычно применяются многослойные ИНС. Однако применение многослойных ИНС повышает вычислительную сложность задачи и замедляет процесс обучения [2, 3].

Структура предлагаемого функционального элемента ГЭС приведена на рис. 2.

Как видно из рисунка, единственным новым элементом в схеме является классификатор. По сути этот элемент аналогичен отдельному узлу базы знаний ЭС. Это может быть набор правил, разработанных экспертом, или выведенная в результате процесса обучения функция, возвращающая целые значения из диапазона 0...N, где N число используемых в нейроне однослойных ИНС. Классификатор анализирует входное множество и относит его к тому или иному классу. В зависимости от установленного классификатором класса входной зависимости выбирается используемая для обработки этой зависимости нейронная сеть. Её выход и является выходом нейрона.

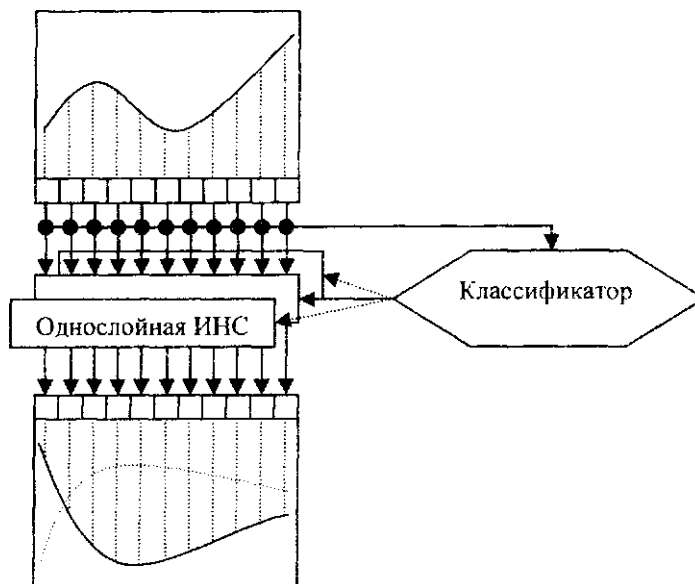


Рис. 2. Функциональный элемент (нейрон) ГЭС

Основным условием, предъявляемым к классификатору, является требование линейной разделимости входных множеств, подаваемых в процессе обучения на каждую ИНС. Так как в настоящее время классификатор разрабатывается экспертом, разрабатывающим базу знаний ГЭС, то возможны ошибки при написании правил классификаторов, которые приводят к некорректной работе ИНС. В связи с этим на этапе разработки ГЭС необходимо подключать к каждому классификатору дополнительно модуль, автоматизирующий обнаружение ошибок такого рода.

Тем не менее в ряде случаев первая реализация ГЭС на базе предложенных нейронов давала большие погрешности (до 30 %), которые препятствовали реальной эксплуатации системы. Для решения этой проблемы была разработана методика обучения с динамическим наращиванием слоёв используемых в нейроне ИНС и определяемых классификатором. При этом классификатор возвращает не номер конкретного класса, к которому относится входное множество, а значение некой характеристической функции в диапазоне от 0 до 1. По этому значению определяется номер класса и выполняется прогнозирование. Если погрешность прогнозирования после определённого количества циклов обучения превышает пороговую величину, добавляется новый класс, вес которого инициализируется значениями ближайшего класса, и обучение повторяется.

Прототип ГЭС, работающий на основе представленных функциональных элементах, показал их применимость для обширного класса задач, возникающих в процессе разработки ЭС для моделирования и оптимизации технологических процессов. При этом скорость обработки входных данных у предложенного нейрона близка к скорости однослойной ИНС, так как дополнительную задержку по сравнению с однослойной ИНС вносит только классификатор. Установлено, что даже при сравнительно простых функциях классификации (например, только по числу и типу экстремумов входной функции) подобные нейроны показывают низкую, порядка 1-10 %, погрешность аппроксимации сложных функциональных зависимостей, что свидетельствует о возможности применения таких нейронов для решения задач прогнозирования и оптимизации, требующих больших вычислительных ресурсов [4].

Разработанный нейрон применяется в настоящее время в задачах анализа и оптимизации процессов термообработки и плазменного напыления покрытий. При этом перспективной является реализация классификатора в виде отдельной ИНС, так как ИНС хорошо зарекомендовали себя в задачах анализа и распознавания входных множеств. Решение этих вопросов позволит разработать подходы к созданию автоматизированных средств разработки гибридных экспертных систем.

ЛИТЕРАТУРА

1. Интернет-ресурс The Plant Life Assessment Network: <http://plan.jrc.niy>
2. Интеллектуальные информационные системы / А.И. Змитрович и др. - Мн.: ТетраСистемс, 1997. - 368 с.
3. Девятков В.В. Системы искусственного интеллекта. - М.: Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2001. - 352 с.
4. Компьютерное моделирование процессов плазменного напыления покрытий / С.П. Кундас, А.П. Достанко, А.Ф. Ильюшенко и др. - Мн.: Бестпринт, 1998. - 212 с.