

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ ИНФОРМАЦИОННАЯ ТЕХНОЛОГИЯ СТРУКТУРНО-ПАРАМЕТРИЧЕСКОГО СИНТЕЗА ДИАГНОСТИЧЕСКИХ МОДЕЛЕЙ В НЕЙРО-НЕЧЁТКОМ БАЗИСЕ НА ОСНОВЕ ГИБРИДНОГО СТОХАСТИЧЕСКОГО ПОИСКА

СУББОТИН С.А.

Решается актуальная задача автоматизации построения диагностических моделей на основе нейро-нечетких сетей. Впервые предлагается интеллектуальная информационная технология структурно-параметрического синтеза нейро-нечетких диагностических моделей на основе гибридного стохастического поиска, в котором объединены и ускорены методы эволюционного и мультиагентного поиска, что позволяет повысить скорость, точность и уровень обобщения диагностических моделей.

1. Введение

Для обеспечения надежной эксплуатации дорогостоящих изделий промышленности (например, авиационных двигателей и их деталей) необходимо постоянно следить за их состоянием, своевременно обнаруживать и заменять исчерпавшие свой ресурс, а также потенциально ненадежные детали.

Необходимость многократного повторения диагностических процедур обуславливает потребность в их автоматизации, что, в свою очередь, требует разработки диагностических моделей.

Известные статистические методы построения диагностических моделей [1] требуют, как правило, знания плотностей распределений входных и выходных величин, что на практике далеко не всегда возможно обеспечить. Вероятностные методы [1], в свою очередь, предполагают наличие больших выборок для оценивания вероятностей, что также затруднительно обеспечить из-за дороговизны деталей авиадвигателей.

Искусственные нейронные сети [2] обладают способностями к обучению по прецедентам и имеют хорошие обобщающие свойства, однако не позволяют объяснить процесс принятия решения, что существенно ограничивает их применение в задачах технического диагностирования.

Нейро-нечеткие сети (ННС) [2–5] являются вычислительными структурами, обладающими достоинствами нейронных сетей и, вместе с тем, способными объяснить процесс получения решения, поэтому их целесообразно рекомендовать для построения диагностических моделей.

Одним из наиболее перспективных средств для решения задачи построения диагностических моделей на

основе ННС являются методы стохастического поиска [3, 5] (в частности, методы эволюционного и мультиагентного поиска), не требующие расчета производных целевого функционала качества модели и позволяющие решать задачи как дискретной, так и непрерывной оптимизации, а также способные к глобальному поиску решений. Данные свойства стохастического поиска обуславливают возможность решения на его основе задач автоматизации основных этапов синтеза нейро-нечеткой диагностической модели.

Вместе с тем следует отметить, что известные методы стохастического поиска [3, 5] имеют такие недостатки, как невысокая скорость работы и неопределенность в выборе начальных решений, влекущая увеличение затрат времени и ресурсов на поиск.

Целью данной работы является комплексная автоматизация этапов синтеза нейро-нечетких диагностических моделей на основе стохастического поиска, а также повышение его быстродействия.

2. Постановка задачи синтеза диагностической модели на основе ННС

Пусть задана обучающая выборка прецедентов $\langle x, y \rangle$, где $x = \{x_j^s\}$, $y = \{y^s\}$, x_j^s – значение j -го входного (описательного) признака x_j , характеризующего состояние s -го экземпляра x^s выборки, y^s – значение выходного (целевого) признака, характеризующего s -й экземпляр.

Тогда задача синтеза диагностической модели на основе ННС по выборке $\langle x, y \rangle$ будет заключаться в построении модели зависимости $y^s = f(w, x^s)$, обеспечивающей приемлемый уровень заданного функционала качества $E(f, w, x, y)$, где f – некоторая функция, определяемая структурой ННС, а w – множество настраиваемых параметров ННС.

3. Интеллектуальная информационная технология структурно-параметрического синтеза диагностических моделей

Методы построения диагностических моделей на основе стохастического поиска, предложенные в [2–13], ориентированы, как правило, на решение специфических задач автоматизации отдельных этапов процесса построения диагностических моделей. Поэтому для комплексного решения задачи автоматизации синтеза диагностических моделей возникает необходимость их интеграции в единую систему, что предлагается осуществить путем гибридизации эволюционных и мультиагентных поисковых стратегий для объединения их преимуществ, обеспечивая полную автоматизацию всех этапов построения диагностических моделей в рамках единого подхода. Кроме того, возможность альтернативного решения ряда задач в процессе синтеза диагностической модели обуславливает целесообразность интеграции их результатов.

Для повышения скорости стохастического поиска также предлагается использовать дополнительную ин-

формацию об обучающей выборке, которая позволит формировать начальные решения неслучайным образом, а также модифицировать поисковые процедуры так, чтобы они учитывали при формировании новых решений дополнительную информацию о выборке, повышая информированность поиска и снижая влияние случайной составляющей, но вместе с тем сохраняя её для обеспечения глобального характера поиска и предотвращения его попадания в локальные оптимумы.

Интеллектуальная информационная технология структурно-параметрического синтеза нейро-нечётких диагностических моделей на основе гибридного стохастического поиска, реализующая изложенные выше соображения, может быть представлена как последовательность этапов 1–7 (схема выполнения этапов изображена на рисунке).

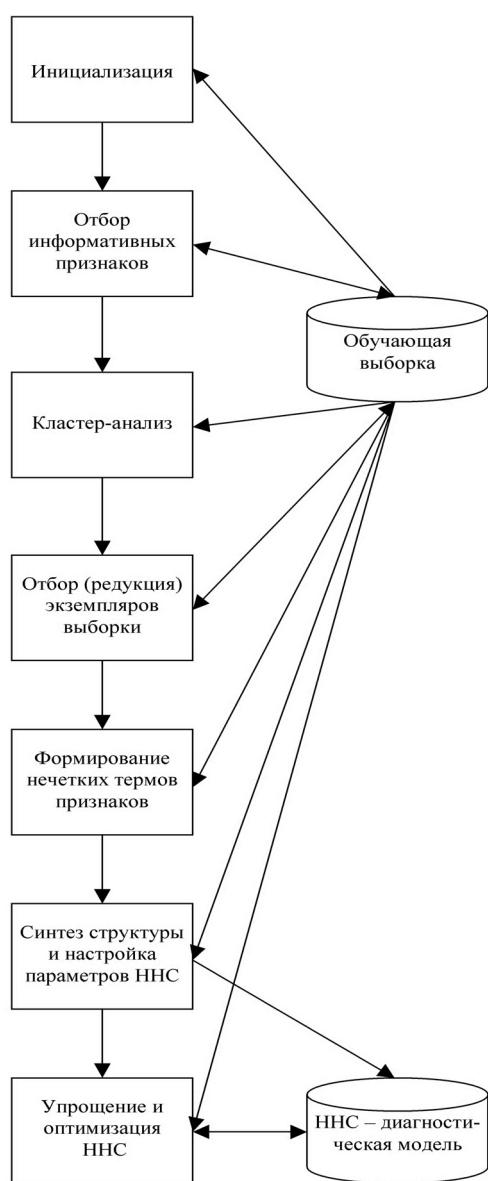


Схема выполнения этапов интеллектуальной информационной технологии синтеза диагностических моделей на основе ННС и стохастического поиска

1. Задать обучающую выборку $\langle x, y \rangle$, а также начальные значения и ограничения параметров, регулирующих работу методов, применяемых на последующих этапах. Определить способы расчета показателей качества синтезируемых моделей на основе $E(f, w, x, y)$.

2. Выполнить отбор информативных признаков на основе методов эволюционного поиска (с фиксацией части пространства поиска, с группировкой признаков на основе индивидуальных оценок их информативности, с использованием энтропии, на основе островной модели, с кластеризацией признаков) и мультиагентного поиска (с непрямой связью между агентами и представлением пунктов назначения признаками, с непрямой связью и представлением пунктов назначения информативностями признаков, с прямой связью между агентами), предложенных в [3–7].

Данные методы можно использовать как по отдельности, так и совместно в параллельном режиме – лучшие решения используемых методов объединяются методом голосования: для каждого разряда решений подсчитывается число его единичных значений в популяции методов, задается порог. В итоге информативными считаются те признаки, которые соответствуют разрядам решений, имеющих больше порога единичных решений в популяции.

В результате из исходного набора N диагностических признаков будет отобрано N' наиболее информативных признаков, что позволит сократить размерность обучающих данных.

3. Выполнить кластер-анализ обучающей выборки $\langle x, y \rangle$ на основе одного из предложенных в [3, 4] методов кластер-анализа с помощью мультиагентного поиска с непрямой и прямой связью. В результате будут сформированы кластеры (группы подобных экземпляров) и получены координаты их эталонов $S^q = \{C_j^q\}$, где S^q – эталон q -го кластера, C_j^q – значение j -го признака эталона q -го кластера.

4. При большом числе экземпляров в исходной выборке $\langle x, y \rangle$ редуцировать число экземпляров. Для этого из экземпляров каждого кластера оставить только те, которые ближе к границам проекций кластера на координатные оси признаков, а также экземпляры, ближайшие к центру кластера в его проекциях на каждую из координатных осей признаков. Альтернативой данному способу редукции экземпляров может быть использование предложенных в [3] показателей качества выборки и эволюционных методов ее формирования.

5. Выделить нечеткие термы и сформировать функции принадлежности к ним $\mu_i(x_j)$ на основе метода, предложенного в [2, 5], либо проекций кластеров, выделенных на этапе 3, на координатные оси, на основе которых можно задать параметры функций, принадлежности к нечетким термам.

6. Структурно-параметрический синтез диагностической модели на основе ННС представляется возможным реализовать одним из двух способов.

Способ 1. Раздельная идентификация структуры и параметров ННС. На основе редуцированной выборки и выделенных термов синтезировать структуру диагностической модели $f(w, x)$ путем отображения экземпляров выборки (или центров, полученных на этапе 3 кластеров) как нечетких правил в структуру ННС [2] (при этом представляется целесообразным предварительно устранить дублирующиеся правила, оставив из них только одно) либо на основе эволюционного поиска [3]. Для сформированной структуры ННС $f(w, x)$ настроить значения параметров w на основе одного из методов эволюционного и мультиагентного поиска [3–5].

Способ 2. Совместное выполнение структурной и параметрической идентификации по редуцированной выборке и выделенным термам на основе эволюционного или гибридного мультиагентного поиска [3–5].

В результате выполнения данного этапа будут автоматически получены наиболее оптимальная структура ННС $f(w, x)$, а также значения её параметров w , обеспечивающие настройку ННС на решение соответствующей задачи, представленной выборкой $\langle x, y \rangle$.

7. Выполнить упрощение и оптимизацию качества полученной на этапе 6 модели $f(w, x)$ на основе эволюционного поиска, предложенного в [3], используя выбранный пользователем показатель качества. В результате применения данного метода будет получена диагностическая модель, оптимизированная по числу используемых признаков, структурных блоков и точности (ошибке), что позволит обеспечить простоту, точность, высокие обобщающие свойства и интерпретируемость полученной модели.

4. Эксперименты и результаты

Для оценки возможности применения предложенной интеллектуальной информационной технологии при решении конкретных задач диагностирования целесообразно оценить вычислительную и пространственную сложность построения диагностической модели.

Пусть $N = S$, число итераций поиска на соответствующем этапе $T = 10N$, размер популяции решений $H = N$. Будем подразумевать под O число элементарных вычислительных операций при оценке вычислительной сложности и количество ячеек памяти для хранения вещественных чисел – при оценке пространственной сложности.

Тогда для разработанных методов [2–5], автоматизирующих основные этапы синтеза диагностических моделей на основе ННС оценки временной и пространственной сложности, в среднем имеют порядок, соответственно: для отбора признаков – $O(N^5)$ и $O(N^4)$, для кластер-анализа – $O(N^4)$ и $O(N^2)$, для отбора экземпляров – $O(N^4)$ и $O(N^2)$, для структурно-параметрического синтеза ННС – $O(N^5)$ и $O(N^4)$, для упрощения ННС – $O(N^6)$ и $O(N^3)$.

Таким образом, при выполнении всех этапов предложенного метода структурно-параметрического синте-

за диагностических моделей на основе ННС и гибридного стохастического поиска оценки временной и пространственной сложности будут иметь порядок – $O(N^6)$ и $O(N^4)$, соответственно.

Зная характеристики выборки для решаемой задачи, а также параметры доступных ресурсов ЭВМ, на основе предложенных оценок можно определить возможность решения задачи в конкретных условиях и оценить затраты ресурсов.

Для проверки применимости предложенных методов на практике разработано программное обеспечение [5], позволяющее на их основе решать задачи синтеза диагностических моделей в автоматическом режиме.

С помощью разработанного программного обеспечения решались задачи диагностирования деталей газотурбинных авиадвигателей: определение класса лопатки по спектрам свободных затухающих колебаний после ударного возбуждения (разделение лопаток на кондиционные и некондиционные); моделирование зависимости коэффициента упрочнения деталей авиадвигателей от характеристик процесса обработки; моделирование зависимостей между результатами испытаний авиационных двигателей на стенде в различных режимах; моделирование зависимости параметров режимов высокоскоростного фрезерования деталей авиадвигателей от уровня вибрации [6–13].

Результаты проведенных экспериментов, изложенные в [6–13], подтвердили работоспособность предложенного математического обеспечения и позволяют рекомендовать его для применения на практике при решении задач диагностирования.

5. Выводы

В целях автоматизации процесса неразрушающего диагностирования на основе использования принципов стохастического поиска решена актуальная задача разработки математического обеспечения для построения диагностических моделей по набору прецедентов.

Научная новизна полученных результатов заключается в том, что впервые предложена интеллектуальная информационная технология структурно-параметрического синтеза нейро-нечетких диагностических моделей на основе гибридного стохастического поиска, в котором объединены и ускорены путем учета характеристик обучающей выборки эволюционный и мультиагентный подходы для отбора информативных признаков, кластерного анализа, синтеза структуры и настройки параметров, а также оптимизации диагностических моделей на основе ННС.

Это позволяет повысить скорость, точность и уровень обобщения синтезируемых диагностических моделей, снять ограничения на используемые функционалы качества и виды функций принадлежности, дискриминантных и активационных функций ННС, а также увеличить уровень автоматизации процесса построения диагностических моделей по сравнению с извест-

тными методами стохастического поиска за счет сокращения пространства поиска путем приближения начальных решений к точке оптимума, выделения и более детального исследования областей пространства поиска с перспективными решениями.

Практическая ценность результатов состоит в том, что получены оценки вычислительной и пространственной сложности построения диагностических моделей на основе разработанной интеллектуальной информационной технологии, позволяющие оценивать её применимость при решении практических задач диагностирования.

Дальнейшие исследования могут быть направлены на усовершенствование методов, используемых в предложенной информационной технологии, а также их исследование при решении практических задач диагностирования.

Литература: 1. *Биргер И.А.* Техническая диагностика. М.: Машиностроение, 1978. 240 с. 2. *Субботин С.О.* Подання й обробка знань у системах штучного інтелекту та підтримки прийняття рішень: навчальний посібник. Запоріжжя: ЗНТУ, 2008. 341 с. 3. *Прогрессивные технологии моделирования, оптимизации и интеллектуальной автоматизации этапов жизненного цикла авиационных двигателей*: монография / А.В. Богуслаев, Ал.А. Олейник, Ан.А. Олейник, Д.В. Павленко, С.А. Субботин; под ред. Д.В. Павленко, С.А. Субботина. Запорожье: ОАО “Мотор Сич”, 2009. 468 с. 4. *Алгоритмы и программы для исследования физических процессов в твердых телах*: монография / В.И. Горбенко, С.А. Субботин, А.А. Олейник и др. / Под ред. А.Н. Горбаня. Запорожье: КПУ, 2009. 236 с. 5. *Неітеративні, еволюційні та мультиагентні методи синтезу нечіткологічних і нейромережних моделей*: монографія / С.О. Субботін, А.О. Олійник, О.О. Олійник / Під заг. ред. С.О. Субботіна. Запоріжжя: ЗНТУ, 2009. 375 с. 6. Пат. 18294 Україна, МПК²⁰⁰⁶ G06F 19/00. Спосіб відбору інформативних ознак для діагностики виробів / С.О. Субботін, А.О. Олійник; заявник Запорізький національний технічний університет. № u200603087; Заявл. 22.03.06; Опубл. 15.11.06, Бюл. № 11. – 4 с. 7. Пат. № 44499 Україна, МПК²⁰⁰⁹ G 06 F 19/00. Спосіб неруйнівної діагностики лопаток газотурб-

інних авіадвигунів / С.О. Субботін, О.О. Олійник; заявник Запорізький національний технічний університет. № u200903076; Заявл. 01.04.09; Опубл. 12.10.09; Бюл. № 19. 5 с. 8. *Олейник Ал. А., Олейник Ан. А., Субботин С. А., Яценко В. К.* Синтез моделей коэффициента упрочнения деталей авиадвигателей после алмазного выглаживания на основе оптимизационного подхода // Вісник двигунобудування. 2005. № 3. С. 25-30. 9. *Богуслаев А. В., Олейник А. А., Пухальская Г. В., Субботин С. А., Яценко В. К.* Отбор геометрических параметров и синтез модели частотной характеристики лопаток компрессора на основе эволюционного поиска // Вісник двигунобудування. 2006. № 1. С. 14-17. 10. *Олейник Ан. А., Павленко Д.В., Субботин С. А.* Определение влияния режимов высокоскоростного фрезерования на параметры жестких деталей на основе эволюционного подхода // Вісник двигунобудування. 2008. № 1. С. 84-90. 11. *Субботин С.А., Яценко В.К., Олейник Ан.А., Олейник Ал.А.* Эволюционный синтез нейромоделей коэффициента упрочнения лопаток авиадвигателей / / Научная сессия МИФИ–2006. VIII Всероссийская научно-техническая конференция “Нейроинформатика–2006”: Сб. науч. тр. М.: МИФИ, 2006. Ч. 3. С. 141-149. 12. *Субботин С.А., Олейник Ан.А.* Синтез нейромоделей зависимости режимов высокоскоростного фрезерования деталей авиадвигателей от уровня вибрации // Научная сессия МИФИ–2008. X Всероссийская научно-техническая конференция “Нейроинформатика-2008”: Сб. науч. тр. М.: МИФИ, 2008. Ч. 2. С. 160-170. 13. *Субботин С. А., Олейник А.А., Яценко В.К.* Отбор информативных признаков на основе модифицированного метода муравьиных колоний // Радиоелектроніка та інформатика. 2006. № 1. С. 65-69.

Поступила в редколлегию 28.02.2011

Рецензент: д-р техн. наук, проф. Бодянский Е.В.

Субботин Сергей Александрович, канд. техн. наук, лауреат премии Президента Украины, лауреат Премии Верховной Рады Украины в области фундаментальных и прикладных исследований и научно-технических разработок, доцент, докторант Запорожского национального технического университета. Научные интересы: интеллектуальные системы технического диагностирования, нейронечеткие сети, оптимизация. Адрес: Украина, 69063, Запорожье, ул. Жуковского, 64, тел.: (061) 769-82-67.