

УДК: 620.179.1:678.06

**СОВРЕМЕННЫЕ ПОДХОДЫ К КОМПЛЕКСИРОВАНИЮ ИНФОРМАЦИИ
МНОГОКАНАЛЬНОГО МНОГОПАРАМЕТРОВОГО НЕРАЗРУШАЮЩЕГО
КОНТРОЛЯ ОЦЕНКИ КАЧЕСТВА И НАДЕЖНОСТИ
ЭКСПЛУАТАЦИИ БРОНЕВЫХ ПРЕГРАД**

**MODERN APPROACHES TO COMPLEX INFORMATION MULTICHANNEL
MULTIPARAMETER NONDESTRUCTIVE TESTING ASSESSMENT OF THE QUALITY
AND RELIABILITY FIELD APPLICATION OF ARMOUR PROTECTION**

По представлению чл.-корр. РАРАН А.Ф. Шаклеина

В.А. Анискович¹, О.Н. Будадин¹, С.О. Козельская¹, Е.Б. Маркелов², А.Н. Рыков¹

¹АО «ЦНИИСМ», ²РАРАН

V.A. Aniskovich, O.N. Budadin, S.O. Kozelskaya, E.B. Markelov, F.N. Rykov

Статья посвящена описанию современных подходов к комплексированию информации многоканального многопараметрового неразрушающего контроля оценки качества и надежности эксплуатации броневых преград. Рассмотрены комплексные технологии неразрушающего контроля композитных боевых преград. Описана перспективная комплексная технология неразрушающего контроля средств индивидуальной бронезащиты, которую возможно использовать для оценки их качества и надежности эксплуатации, использующая специальный метод комплексирования.

Ключевые слова: бронепреграда, искусственный интеллект, искусственные нейронные сети, качество, комплексная технология неразрушающего контроля, надежность, средства индивидуальной бронезащиты.

The article is devoted to the description of modern approaches to the integration of information of multichannel multiparameter non-destructive testing for assessing the quality and reliability of operation of armored barriers. Complex technologies of non-destructive testing of composite combat obstacles are considered. A promising integrated technology for non-destructive testing of personal body armor is described, which can be used to assess their quality and reliability of operation, using a special integration method.

Keywords: armor protection, artificial intelligence, artificial neural networks, quality, complex technology of non-destructive testing, reliability, personal armor protection equipment.

В работе [1] отмечалось, что технология проверки пригодности и качества средств бронезащиты для дальнейшего применения осуществляется на этапе производства и является достаточно трудоемким и дорогостоящим процессом, возможна только в специализированных организациях МО РФ и на предприятиях промышленности. Рассмотренные в [2] методы неразрушающего контроля оценки качества и надежности экс-

плуатации броневых преград (БП) имеют существенные недостатки, которые не позволяют использовать их в полевых условиях и в процессе эксплуатации.

Поэтому на современном этапе наиболее простым и приемлемым подходом к комплексированию информации многоканального многопараметрового неразрушающего контроля является комплексная технология неразрушающего



Рис. Структурная схема новой комплексной технологии контроля композитной броневой преграды с оценкой предельного ресурса эксплуатации

контроля несколькими методами, объединенными специальным методом комплексирования.

На рисунке приведена структурная схема новой комплексной технологии контроля композитной БП с оценкой ресурса эксплуатации.

Рассмотрим более подробно комплексную технологию неразрушающего контроля композитной БП, объединенную специальным методом комплексирования информации многоканального многопараметрового неразрушающего контроля.

Как правило, различные методы неразрушающего контроля чувствительны к каким-либо отдельным типам дефектов. Чтобы обнаружить и идентифицировать все необходимые типы дефектов, применяют комплексный многопараметровый контроль с последующим применением методов комплексирования результатов контроля для повышения достоверности результатов [2].

Создание комплексных систем неразрушающего контроля подразумевает использование различных физических полей на разных уровнях наблюдения материалов. Это существенным образом расширяет информацию об изучаемых объектах и процессах, а также возможности ее обработки и интерпретации с целью решения различных задач. При этом комплексный харак-

тер информации обуславливает необходимость использования системного анализа при обработке и интерпретации данных.

На практике системный анализ сводится к тому, что оптимизируются отдельные элементы системы и устанавливается их влияние на эффективность системы в целом. Например, максимизируется величина энергетического отношения сигнал/помеха в многомерном (разные методы и много уровней) пространстве с целью решения задачи обнаружения аномалий, дефектов и повреждений обследуемых объектов. Комплексная же оптимизация труднореализуема из-за сложности обработки большого объема регистрируемой информации, принципа эквивалентности и неоднозначности решения обратных задач для разных методов.

При решении задач обнаружения аномалий и дефектов по одному полю или по комплексу полей можно максимизировать либо пиковое, либо энергетическое отношение сигнал/помеха в многомерном пространстве этих полей. Это при разных априорных ограничениях, накладываемых на полезный сигнал и помеху, приводит к использованию различных оптимальных фильтров (согласованного и энергетического) при обработке данных одного метода или приемов распознавания образов (многомерные аналоги

способов обратных вероятностей и самонастраивающейся фильтрации, метод главных компонентов и т.д.) для комплекса полей [3].

Следующий этап системного анализа — оптимальный выбор стратегии, обеспечивающей достижение цели управления. Например, оптимальный комплекс методов при решении задачи поисков аномалий и дефектов может быть выбран путем минимизации функции потерь, включающей энергетическое отношение сигнал/помеха, рассчитываемое для любого набора физических полей. Выбор оптимального комплекса физических методов определяет стратегию управления процессом на этапе обнаружения.

Для решения задачи обнаружения дефектов по данным комплексного контроля и с учетом многоуровневых наблюдений применяются следующие методы обработки информации: оценки эффекта телескопирования; построения многомерных аналогов способов обратных вероятностей (при наличии априорной информации о форме аномалий) и самонастраивающейся фильтрации (при отсутствии информации о форме аномалий) [3] и т.д. Целесообразно использовать методы оценки эффекта телескопирования и построения многомерных аналогов способам обратных вероятностей.

Обнаружение аномалий, дефектов и т.д. основано на принципах расширения площади исследования и сохранения их проявлений в физических полях разного уровня [3], что выражается в эффекте телескопирования аномалий этих полей. Эффект телескопирования заключается в совпадении аномалий по всем уровням и уменьшении их размеров при переходе к более низкому уровню. Этот эффект проявляется в телескопичности:

а) аномальных значений комплексного параметра (или меры сходства), полученных на разных уровнях при обработке данных на базе алгоритмов распознавания образов;

б) аномальных значений энергетического отношения сигнал/помеха, полученных по результатам обработки полей разного уровня.

При использовании одного метода для обнаружения аномального эффекта, создаваемого, например, дефектом на 3-х разных уровнях, используется количественная оценка эффекта телескопирования (в i -й точке) ρ_i , равная следующей квадратичной форме: $\rho_i = \mathbf{X}^T \mathbf{D}^{-1} \mathbf{X}$, или

$$\rho = [\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \mathbf{X}_3] \begin{bmatrix} 1/D_1 & & \\ & 1/D_2 & \\ & & 1/D_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{X}_1 \\ \mathbf{X}_2 \\ \mathbf{X}_3 \end{bmatrix}, \quad (1)$$

где $\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \mathbf{X}_3$ — векторы либо наблюдаемых значений поля, либо значений комплексного параметра (мер сходства) на трех уровнях наблюдений (1, 2 и 3);

$1/D_1, 1/D_2, 1/D_3$ — величины, обратные дисперсиям значений поля или мер сходства на разных уровнях.

При измерениях по площади векторы $\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \mathbf{X}_3$ представляют собой квадратные или прямоугольные матрицы, размеры которых определяются величиной двумерного «окна» на каждом уровне съемки.

Оценка эффекта телескопирования (1) положена в основу при обобщении способов обратных вероятностей и самонастраивающейся (адаптивной) фильтрации [4] для комплекса одновременно наблюдаемых физических полей (или несколько уровней наблюдения одного и того же поля). Надежность обнаружения комплексной аномалии γ определяется суммой значений энергетических отношений аномалия/помеха, рассчитанных для каждого l -го поля (или l -го уровня), т.е. $\rho = \sum_{l=1}^L \rho_l$, $l = 1, \dots, L$; L — число полей или число уровней наблюдения [2].

Рассмотрим современные подходы прогнозирования предельного ресурса эксплуатации.

Проблема оценки эксплуатационной устойчивости и, соответственно, оценки сроков хранения и безопасной эксплуатации объектов (например, несущих силовых конструкций из полимерных композиционных материалов (ПКМ)) всегда была одной из важных.

В настоящее время эта задача прогнозирования в основном решается на основе испытаний изделий, а также детального изучения закономерностей физико-химических процессов старения, протекающих в ПКМ, изменения физико-механических характеристик изделий и создания на этой базе соответствующих методов испытаний и математических моделей прогнозирования [5].

Актуальность этой проблемы все более возрастает для объектов, которые «превысили» барьер назначенных ранее гарантийных сроков эксплуатации и хранения, и вопрос о возможности (или невозможности) обоснованного прод-

ления этих сроков становится одним из важнейших.

Используют несколько подходов к оценке эксплуатационной устойчивости в изделиях из полимерных композиционных материалов.

Первый (наиболее распространенный) подход основан на использовании формальных аналогий. При построении методологии существующих ускоренных климатических испытаний (УКИ). Суть этого метода прогнозирования эксплуатационной устойчивости (ЭУ) заключается в экстраполяции данных УКИ на условия эксплуатации.

Второй подход, несколько реже применяемый в инженерной практике прогнозирования, заключается в экстраполяции на длительные сроки результатов опытного натурного старения (ОНС), полученных, как правило, при сроках значительно меньших, чем сроки эксплуатации.

При всех положительных моментах, недостатки таких подходов очевидны: для их реализации необходимы изделия (в т.ч. для разрушающих испытаний), кроме того, ценность, например, УКИ и ОНС сильно снижается, так как сроки испытаний могут быть достаточно большими, а результаты экстраполяции могут иметь большую погрешность.

Все больше внимания привлекает подход к повышению достоверности оценки предельного срока эксплуатации путем построения прогностических моделей на основе многофункциональных систем, использующих большой набор разнообразных входных данных, например, УКИ, ОНС, результаты неразрушающего контроля (мониторинга) объектов и др. [6–11].

В общем случае, эти методы основаны на использовании многокомпонентных многоуровневых информационно-измерительных систем, обеспечивающих предоставление оперативной и достоверной агрегированной (собранной по определенным характеристическим параметрам) информации о состоянии, тенденциях и признаках возникновения опасных ситуаций, получаемых за счет комплексной обработки данных от различных систем.

Недостатки существующих систем прогнозирования заключаются в излишней формализованности алгоритмов принятия решений. Это ограничивает область их использования и снижает достоверность получаемых результатов.

Для исключения этих недостатков, систему построения прогностических моделей необходимо сделать максимально независимой от человека, т.е. ввести элементы искусственного интеллекта, например, на основе искусственных нейронных сетей (ИНС). В этом случае данная система будет способна к использованию логических подходов, самообучению — решению задач, принятию решений о достаточности информации входных данных и т.п.

Современная теория ИНС опирается на теорему Хехт-Нильсена, предложенную в 1987 году, которая доказывает решаемость задачи представления функции произвольного вида на ИНС и указывает для каждой задачи минимальное число искусственных нейронов.

В случае применения логических подходов в качестве программного средства диагностики, часть знаний должна использоваться для рассуждений, обеспечивающих объяснения выведенных заключений. Но традиционная логика имеет свои ограничения, особенно в условиях неполной или неопределенной информации. В этом случае решением задачи становится выявление и установление причинно-следственных связей. В подобных ситуациях применение таких логических выводов, как индуктивные, дедуктивные и выводы по аналогии, невозможно, т.к. для своей работы они требуют наличия всей информации о диагностируемой системе.

Поэтому, при решении задачи выявления и установления причинно-следственных связей, следует использовать абдуктивный [8, 9] вывод для объяснения наблюдаемых (или установленных) фактов.

Таким образом, задача прогнозирования предельного ресурса эксплуатации может быть сформулирована как задача аппроксимации функции многих переменных. Необходимо построить некоторое отображение $\mathbf{H} \rightarrow \mathbf{Y}$ такое, чтобы на каждый возможный входной образ, представленный вектором входных данных \mathbf{H} , формировался правильный выходной вектор прогноза \mathbf{Y} .

Использование искусственных нейронных сетей (ИНС) в качестве аппарата для установления зависимости между входными данными и результатами прогноза обусловлено способностями сети к параллельной и распределенной обработке информации, что позволяет значительно увеличить скорость работы алгоритма, внести

элементы искусственного интеллекта и повысить эффективность прогноза. При этом нейросетевой метод моделирования не требует априорного задания вида исследуемой зависимости.

Кроме этого, применение ИНС обеспечивает следующие полезные свойства.

1. Способность к обобщению. Под термином «обобщение» понимается способность ИНС осуществлять прогноз на основе данных, не встречающихся в процессе обучения.

2. Нелинейность. ИНС, построенная из соединений нелинейных нейронов, является нелинейной. Нелинейность является чрезвычайно важным свойством, поскольку входной сигнал, подаваемый в ИНС, в случае установления прогнозных значений, является нелинейным.

3. Отображение входной информации в выходную. Наиболее часто используется для обучения ИНС парадигма обучения с учителем. Настройка синоптических весов сети происходит на основе набора учебных примеров. Каждый пример состоит из параметров входного сигнала и соответствующего ему желаемого отклика. Из этого множества случайным образом выбирается пример, а ИНС модифицирует синоптические веса для минимизации расхождений желаемого выходного сигнала и формируемого сетью, согласно выбранному статистическому критерию. Обучение проводится до тех пор, пока изменения синоптических весов не станут незначительными.

4. Адаптивность. Нейронные сети обладают способностью адаптировать свои синоптические веса к изменениям входных сигналов (обучаемость). В частности, нейронные сети, обученные действовать с определенными сигналами, могут быть легко переучены для работы в условиях незначительных колебаний параметров.

5. Эксплуатация обученной нейронной сети не требует дополнительной подготовки пользователей и их высокой квалификации.

Таким образом, работа по прогнозированию предельного ресурса и надежности функционирования изделий направлена на исследования и разработку методов построения прогностических моделей на основе искусственного интеллекта с использованием абдуктивного и паллиативного методов на базе хронологического анализа различных факторов (входных данных).

Практическая значимость систем абдуктивного вывода следует из многочисленных задач

принятия решений, когда при некотором множестве фактов и соответствующего правила получен результат — следствие. При этом множество фактов, вызвавших это следствие, неизвестны или ставятся под сомнение.

Выводы

Новая технология комплексного контроля композитных броневых преград средств индивидуальной бронезащиты для оценки их качества и надежности, включающая неразрушающий контроль прямыми и косвенными методами, комплексирование результатов в условиях производства и эксплуатации, позволит проводить достоверную оценку надежности эксплуатации и предельного ресурса средств индивидуальной бронезащиты.

Перспективным для оценки надежности и прогнозирования предельного ресурса эксплуатации является метод искусственного интеллекта с использованием искусственных нейронных сетей с применением абдуктивного и паллиативного методов. В качестве входных данных используются результаты комплексного неразрушающего контроля и эксплуатационные факторы броневых преград.

Литература

1. Анискович В.А., Будадин О.Н., Козельская С.О. и др. Анализ технологий неразрушающего контроля оценки качества и надежности эксплуатации броневых преград // Известия РАН. № 4 (114). 2020. С. 123–131.

2. Бекаревич А.А., Будадин О.Н., Крайний В.И., Пичугин А.Н. Исследование возможности комплексирования информации многопараметрового неразрушающего контроля сложных конструкций. Контроль. Диагностика. 2013. № 2 (176). С. 75–80.

3. Capineri L., Falorni P., Ivashov S. and etc. Combined Holographic Subsurface Radar and Infrared Thermography for Diagnosis of the Conditions of Historical Structures and Artworks. Geophysical Research Abstracts. Vol. 11. EGU2009-5343-2. 2009 EGU General Assembly 2009.

4. Кузнецов О.Л., Никитин А.А. Геоинформатика. — М.: Недра. 1992. 302 с.

5. Фомин Я.А., Тарловский Г.Р. Статистическая теория распознавания образов. — М.: Радио и связь. 1986. 264 с.
6. Сосулин Ю.Г. Теоретические основы радиолокации и радионавигации. — М.: Радио и связь. 1992. 304 с.
7. Крайний В.И., Будадин О.Н., Троицкий-Марков Т.Е. Повышение надежности обнаружения дефектов сложных конструкций с помощью комплексирования информации многопараметрового неразрушающего контроля. Дефектоскопия. 2012. № 2. С. 54–63.
8. Носов В.В. Автоматизированная оценка ресурса образцов конструкционных материалов на основе микромеханической модели временных зависимостей параметров акустической эмиссии // Дефектоскопия. № 12. 2014. С. 24–35.
9. Будадин О.Н., Кульков А.А., Рыков А.Н., Козельская С.О., Морозова Т.Ю. Прогнозирование предельного ресурса эксплуатации сложных технических систем на основе прогностического моделирования и элементов искусственного интеллекта. Контроль. Диагностика. № 12 (210). 2015. С. 28–33.
10. Cox P.T. and Pietrzykowski T. General diagnosis by abductive inference // Proc. IEEE Sympos. Logic Programming. San Francisco. 1987. P. 183–189.
11. Морозова Т.Ю., Бекаревич А.А., Будадин О.Н. Новый подход к идентификации дефектов материалов изделий. Контроль. Диагностика. № 8 (194). 2014. С. 42–48.
12. Патент 2533321. Способ адаптивного прогнозирования остаточного ресурса эксплуатации сложных объектов и устройство для его осуществления. Бекаревич А.А., Будадин О.Н., Морозова Т.Ю., Топоров В.И. Опубл. 20.11.2014 г. Бюл. № 32.
13. Охтилев М.Ю., Соколов Б.В., Юсупов Р.М. Интеллектуальные технологии мониторинга и управления структурной динамикой сложных технических объектов. — М.: Наука. 2006. 410 с.
14. Куликов Г.В., До Ч. Эффективность адаптивного фильтра с алгоритмом слежения за огибающей при приеме сигналов с многопозиционной ФМ на фоне нефлуктуационных помех // Российский технологический журнал. 2020. № 8 (5). С. 34–43. <https://doi.org/10.32362/2500-316X-2020-8-5-34-43>.
15. Liu W., Wang Z., Liu X., Zeng N., Liu Y., Alsaad F.E. A survey of deep neural network architectures and their applications // Neurocomputing. 2017. V. 234. P. 11–26.
16. Созыкин А.В. Обзор методов обучения глубоких нейронных сетей // Вестник ЮУрГУ. Серия Вычислительная математика и информатика. 2017. Т. 6. № 3. С. 28–59.