

Автоматизация обработки данных неразрушающего контроля на основе искусственной нейронной сети

А. А. Косач, Е. Е. Ковшов

Акционерное общество «Научно-исследовательский и конструкторский институт
монтажной технологии — Атомстрой»
127410, Москва, Алтуфьевское шоссе, 43, стр. 2

e-mail: ek177@bk.ru

Аннотация. Рассматривается архитектура универсальной программно-аппаратной платформы для сбора, обработки и хранения данных, получаемых в результате проведения неразрушающего контроля изделий. Для процедуры обработки и фильтрации потоков данных применен нейросетевой модуль, имеющий широкий потенциал своего применения — от распознавания изображений до классификации данных. В качестве практического примера описывается система дистанционного контроля герметичности, построенная на основе вышеупомянутой платформы.

Ключевые слова: нейронная сеть, сервисно-ориентированная архитектура, автоматизированный неразрушающий контроль, контроль герметичности.

1. Введение

Современные промышленные предприятия стремятся к переходу на цифровое производство и автоматизированное управление жизненным циклом изделий. Создание гибких производственных систем, в частности систем неразрушающего контроля, позволяет значительно снизить влияние человеческого фактора на результаты контроля, повысить надежность систем и обеспечить точность анализа больших неструктурированных данных. Согласно [1] все проблемы, решаемые человеком с точки зрения нейронных технологий, можно условно разделить на две большие группы. Первая группа содержит задачи, имеющие известный и определенный набор условий, на основе которого необходимо получить четкий, однозначный ответ на определенный алгоритм. Вторая группа включает задачи, в которых невозможно учесть все фактические условия, влияющие на ответ, но можно определить только приблизительный набор наиболее важных условий. Поскольку некоторые из условий не принимаются во внимание, ответ является неточным, приблизительным, и алгоритм его поиска не может быть написан однозначно.

При решении проблем первой группы можно использовать традиционное прикладное программное обеспечение на основе алгоритмов с ограниченным набором параметров. Для решения проблем второй группы использование нейросетевых технологий оправдывает себя во всех отношениях при следующих условиях: во-первых, наличие универсального типа архитектуры и единого универсального алгоритма обучения (нет необходимости разрабатывать их для каждого типа задачи), а во-вторых, наличие примеров (учебных образцов), на основе которых обучаются нейронные сети.

В настоящее время существует широкий спектр наиболее популярных нейронных сетей, таких как: многослойные перцептроны, самоорганизующиеся сети Кохонена, повторяющиеся нейронные сети, сверточные нейронные сети. Все они имеют свои отличительные особенности в топологии, активационных функциях и методах обучения и, конечно же, в механизмах реализации программного обеспечения. Однако высокая вычислительная стоимость реализации указанных нейронных сетей существенно ограничивает их развитие. Для решения этой проблемы используется организация параллельных (например, CUDA — Compute Unified Device Architecture) и распределенных вычислений (например, SOA — Сервисно-Ориентированная Архитектура), зачастую на специализированном оборудовании.

В статье рассматривается аппаратно-программная платформа, состоящая из набора веб-сервисов и аппаратных решений для управления устройствами сбора, обработки и хранения данных. Программные и аппаратные решения на основе искусственных нейронных сетей различных архитектур и топологий являются важной и универсальной частью данной платформы, которая может быть использована при разработке различных автоматизированных промышленных систем для большинства типов неразрушающего контроля, особенно для тех, где данные находятся в цифровой форме: ультразвуковой, радиографический и контроль герметичности.

2. Постановка цели и задач

Целью представляемого исследования является разработка макета универсальной программно-аппаратной платформы для сбора, хранения и высокоэффективной обработки данных физических экспериментов неразрушающего контроля (НК).

Для достижения поставленной цели были решены следующие научные задачи:

- разработка универсальной программно-аппаратной платформы сбора и обработки потоков больших неструктурированных и слабоструктурированных данных, получаемых в процессе НК;
- исследование и создание эффективных инструментальных средств моделирования и многомерного анализа данных технологических процессов НК;

- разработка нейросетевого модуля для фильтрации и обработки данных НК;
- разработка архитектуры платформы интеллектуальной обработки данных на примере дистанционной системы НК — контроля герметичности.

3. Архитектура и программное обеспечение платформы

Предлагаемая интеллектуальная платформа основана на сервисно-ориентированной архитектуре программных решений [2]. Данная архитектура представляет собой модульный подход к разработке прикладного программного обеспечения, основанный на использовании распределенных, слабо связанных стандартизированных сервисов. Сервисы реализуют различные прикладные действия и могут быть повторно использованы и объединены для решения конкретных задач.

При разработке любых информационных систем модульность облегчает масштабирование программного обеспечения и позволяет наилучшим образом использовать функции информационной системы, даже в то время, когда часть системы все еще находится в разработке. SOA позволяет использовать внешние сервисы и веб-сервисы (например, расположенные в частном или общедоступном облаке). С ростом объемов данных и расчетов построение информационных систем на основе SOA становится наиболее предпочтительным.

Модель интеллектуальной платформы была разработана и испытана при опытной эксплуатации в условиях реальных технологических процессов для автоматизированной системы контроля герметичности масс-спектрометрическим методом на основе архитектуры и технологии SOA (рис. 1). Модель включила в себя сбор и обработку данных с технологических устройств нижнего уровня, анализ герметичности изделия и автоматическое формирование технологической документации [3].

На первом этапе разработки автоматизированной системы для хранения данных, полученных в процессе мониторинга, использовалась СУБД с открытым исходным кодом PostgreSQL. Использование указанных программных технологий [4] позволяет анализировать и фильтровать данные в основных программных средствах, например Microsoft Office или его аналогах с открытым исходным кодом. Автоматизированная система управления контролем герметичности была разработана в открытой среде программирования NetBeans с использованием пары распространенных в инженерной среде языков программирования Java/C ++. Применение вышеуказанных решений позволяет существенно сократить время контроля, особенно на поточных линиях производства. Благодаря хранению данных в СУБД в любой момент можно визуализировать полученные результаты и провести повтор-

ную оценку. Автоматизация процедуры контроля герметичности исключает влияние человеческого фактора и повышает безопасность персонала.

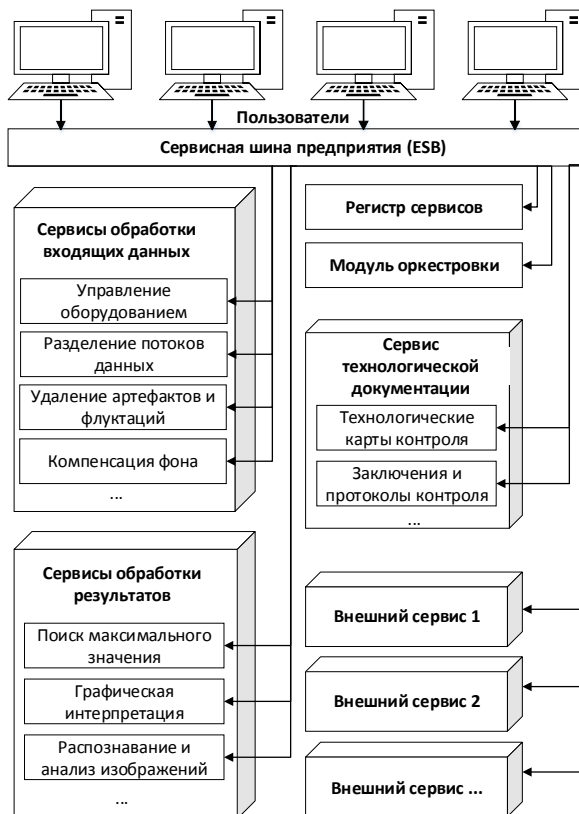


Рисунок 1. Схема взаимодействия сервисов и пользователей автоматизированной системы

4. Нейросетевая модель

Задачи, связанные с неразрушающим контролем, почти всегда имеют несколько решений, и очень часто «нечеткий» характер ответа соответствует тому, который выдают нейронные сети. В связи с этим нейронные сети используются для классификации в области компьютерной диагностики при неразрушающем контроле. Разработка оптимальной (адекватной для решения проблемы) нейронной сети включает последовательность основных этапов: выбор топологии сети, выбор функции активации нейронов скрытого слоя, выбор метода обучения и непосредственно обучение сети. Для обработки данных, полученных в процессе контроля герметич-

ности, был разработан нейронный модуль, который выполняет функции нормализации и очистки.

Нейронная сеть имеет следующую топологию (рис. 2): входные нейроны (число варьируется в зависимости от типа данных), два скрытых слоя по два нейрона и по одному нейрону сдвига, выходной нейрон, который выводит результат классификации данных (1 — «истинные» данные, 0 — «ложные» данные). Нейронная сеть обучается на основе тестовой выборки с использованием алгоритма для обратного распространения ошибки [5].

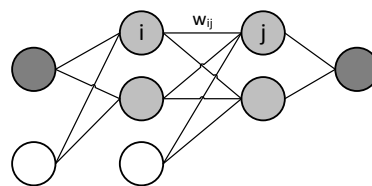


Рисунок 2. Топология нейронной сети

Нейроны сдвига были помещены в нейронную сеть для смещения функции активации нейрона и, соответственно, для уменьшения количества эпох, необходимых для его обучения. С увеличением числа нейронов в скрытых слоях их веса связей в процессе обучения стремятся к нулю, и дополнительные нейроны являются избыточными. Для решения указанной проблемы фильтрации трафика данных топология нейронной сети такого рода является наиболее подходящей.

При обучении сети целью является минимизация функции ошибки:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^k (y_j - t_j)^2, \quad (1)$$

где y_j — значение j выходного сигнала сети; t_j — желаемое значение j выходного сигнала сети; k — количество выходов сети.

Минимальная функция ошибки определяется методом стохастического градиентного спуска. Функция активации нейрона:

$$f(x_j) = 1 / (1 + e^{-x_j}), \quad (2)$$

где x_j — взвешенная сумма на входе нейрона:

$$x_j = \sum_{i=1}^k w_{ij} y_i, \quad (3)$$

где w_{ij} — веса связей между нейронами; y_i — выход предыдущего нейронного слоя i .

В начале обучения весовые числа нейронных связей иницируются случайным образом в интервале $[-0.1; 0.1]$. Далее вектор обучающей выборки с известными

результатами обработки поступает в нейронную сеть. Для каждого значения из вектора выборки вычисляется значение ошибки и производится корректировка весов нейронных связей по формуле:

$$w_{ij} = w_{ij-1} + \Delta w_{ij}, \quad (4)$$

$$\Delta w_{ij} = -\eta \delta_j y_i + \mu \Delta w_{ij-1}, \quad (5)$$

где w_{ij-1} — вес связи между i и j нейронами; δ_j — погрешность нейрона в слое j ; Δw_{ij-1} является поправкой веса нейронных связей, выполненных для предыдущей операции.

$$\delta_j = f'(x_j) \sum_{n=1}^k \delta_n w_{jn}, \quad (6)$$

$$\delta_{out} = f'(x_{out})(t_{out} - y_{out}), \quad (7)$$

где δ_n — погрешность нейрона в слое n ; n — слой нейронов, который стоит после слоя j ; out — слой выходных нейронов. Коэффициенты η и μ вводятся для управления скоростью обучения и успешного прохождения локального минимума функции ошибки соответственно.

Основная идея этого метода заключается в распространении сигналов ошибки с выходов сети на ее входы, т. е. в направлении, противоположном прямому распространению сигналов в нормальном режиме работы. После повторного прохождения учебного образца (около 5000 эпох) нейронная сеть готова к фильтрации и обработке входных данных.

Нейронные сети могут эффективно применяться в цифровой платформе не только для классификации данных, но также для многомерного распознавания цифровых сигналов и обработки полихроматических растровых изображений. При увеличении числа нейронов возрастает размер обучающей выборки и сложность решаемых задач НК, которые могут быть реализованы с применением специализированных программных библиотек и решений, таких как Java Neural Network Framework (Neuroph) [6] или Microsoft Cognitive Toolkit (CNTK) [7]. Очевидно, что в этом случае, помимо вычислительных ресурсов центрального процессора (CPU), используется графический процессор, например NVIDIA [8], реализующий архитектуру параллельных вычислений CUDA [9, 10], который представляет собой специализированный программный интерфейс для вычислений, напрямую не связанных с растровой и векторной графикой.

Следует отметить, что в настоящее время наряду с популярным решением CNTK on Azure with Windows [7] программно-аппаратное решение NVIDIA GPU Cloud (NGC) обеспечивает легкий доступ к полному каталогу программного обеспечения для глубокого обучения и высокопроизводительных вычислений, оптимизированных для GPU [11]. Репозиторий NGC включает контейнеры с ведущими си-

стемами глубокого обучения для нейронных сетей, которые настроены, сертифицированы и обслуживаются NVIDIA.

5. Заключение

Предложен прототип универсальной интеллектуальной программно-аппаратной платформы для автоматизированного сбора и обработки данных на примере технологического процесса контроля герметичности. Интеллектуальная платформа построена на основе модульной архитектуры SOA, что делает ее гибкой и легко масштабируемой, позволяет использовать виртуальные ресурсы для проведения математических вычислений и хранения информации. В части математического аппарата предложен нейросетевой модуль (обученный методом стохастического градиентного спуска), при увеличении опыта и количества обрабатываемых данных он позволит экономить большое количество вычислительных и временных ресурсов и снизить нагрузку на оператора.

Литература

- [1] Parubets V. V., Berestneva O. G., Devyatykh D. V. Application of CUDA technology to speed up calculations in neural networks // *Bulletin of the Tomsk Polytechnic University*. 2012. Vol. 320. No. 5. P. 121–125.
- [2] Bieberstein N., Bose S., Fiammante M. *Service-Oriented Architecture (SOA) Compass: Business Value, Planning, and Enterprise Roadmap* – IBM Press, 2005.
- [3] Kovshov E., Kosach A. Automated remote computer monitoring of environmentally hazardous products // *The 14th International Conference Application of Contemporary Non-Destructive Testing in Engineering*. — 2017. С. 95–102.
- [4] Microsoft Download Center. [Электронный ресурс] URL: www.microsoft.com
- [5] Аксенов С. В., Новосельцев В. Б. Организация и использование нейронных сетей (методы и технологии). Под общ. ред. В. Б. Новосельцева. — Томск : НТЛ, 2006.
- [6] Java Neural Network Framework. [Электронный ресурс] URL: <http://neuroph.sourceforge.net/index.html>.
- [7] The Microsoft Cognitive Toolkit. [Электронный ресурс] URL: <https://docs.microsoft.com/en-us/cognitive-toolkit/>.
- [8] NVIDIA Developer. [Электронный ресурс] URL: <https://developer.nvidia.com/>.
- [9] CUDA Toolkit Documentation v. 9.1.85. [Электронный ресурс] URL: <https://docs.nvidia.com/cuda/>.
- [10] NVIDIA Accelerated Computing. Deep learning. [Электронный ресурс] <https://developer.nvidia.com/deep-learning>.
- [11] NVIDIA GPU Cloud. [Электронный ресурс] <https://www.nvidia.ru/gpu-cloud/>.

Авторы:

Алиса Анатольевна Косач — ведущий инженер-технолог, Акционерное общество «Научно-исследовательский и конструкторский институт монтажной технологии — Атомстрой»

Евгений Евгеньевич Ковшов — доктор технических наук, профессор, главный научный сотрудник, Акционерное общество «Научно-исследовательский и конструкторский институт монтажной технологии — Атомстрой»

Automation of non-destructive testing data processing based on artificial neural network

A. A. Kosach, E. E. Kovshov

JSC «NIKIMT-Atomstroy», Altufevskoe highway, 43/2, Moscow, Russia 127410
e-mail: ek177@bk.ru

Abstract. The architecture of a universal hardware-software platform for collecting, processing and storing data obtained as a result of non-destructive testing of products is considered. A neural network module with a wide potential of its application — from image recognition to data classification—is used for processing and filtering of data streams. As a practical example, the system of remote leakage control, built on the basis of the above-mentioned platform, is described.

Keywords: non-destructive testing, universal digital platform, artificial neural network, filtering data traffic, remote leakage control.

References

- [1] Parubets V. V., Berestneva O. G., Devyatykh D. V. (2012) *Bullet. Tomsk Polytech. Univ.* **320**:121–125.
- [2] Bieberstein N., Bose S., Fiammante M. (2005) *Service-Oriented Architecture (SOA) Compass: Business Value, Planning, and Enterprise Roadmap*. IBM Press.
- [3] Kovshov E., Kosach A. (2017) Automated remote computer monitoring of environmentally hazardous products. In *Proc. The 14th International Conference Application of Contemporary Non-Destructive Testing in Engineering* (pp. 95–102).
- [4] *Microsoft Download Center* (2018) Retrieved from www.microsoft.com
- [5] Aksenov S. V., Novosel'tsev V. B. (2006) *Organizatsiya i ispol'zovaniye neyronnykh setey (metody i tekhnologii)*. Tomsk, NTL. [In Rus]
- [6] *Java Neural Network Framework* (2018) Retrieved from <http://neuroph.sourceforge.net/index.html>
- [7] *The Microsoft Cognitive Toolkit* (2018) Retrieved from <https://docs.microsoft.com/en-us/cognitive-toolkit/>
- [8] *NVIDIA Developer* (2018) Retrieved from <https://developer.nvidia.com/>
- [9] *CUDA Toolkit Documentation v. 9.1.85* (2017) Retrieved from <https://docs.nvidia.com/cuda/>
- [10] *NVIDIA Accelerated Computing. Deep learning* (2018) Retrieved from <https://developer.nvidia.com/deep-learning>
- [11] *NVIDIA GPU Cloud* (2018) Retrieved from <https://www.nvidia.ru/gpu-cloud/>