Васильев А.В. Прогнозирование состояния вычислительных систем, методы и подходы, лежащие в его основании // Международный журнал информационных технологий и энергоэффективности. – 2025. – Т. 10 № 4(54) с. 100–111

Международный журнал информационных технологий и энергоэффективности

Сайт журнала:
http://www.openaccessscience.ru/index.php/ijcse/

УДК 004.5

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ СОСТОЯНИЯ ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫХ СИСТЕМ, МЕТОДЫ И ПОДХОДЫ, ЛЕЖАЩИЕ В ЕГО ОСНОВАНИИ

Васильев А.В.
ФГБОУ ВО «МИРЭА - РОССИЙСКИЙ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ», Москва, Россия (119454, г. Москва, Пр-т Вернадского, д. 78, стр.4), e-mail: light7591@gmail.com

Осуществление прогнозирования состояния вычислительных систем выполняется при помощи таких методов и инструментов, как метод предиктивного обслуживания, нейросети и автокодировщики с задействованием искусственного интеллекта (ИИ). Данные методы и инструменты широко применяются для решения разнообразных задач в настоящее время. Целью данного исследования является описание работы данных методов и приведение соответствующих примеров. В работе использовались общенаучные методы: анализ теоретических источников, сбор информации, описание. Изложение описания работы данных методов позволяет понять их применение в прогнозировании состояния вычислительных систем и обеспечить дальнейшую бесперебойную работу данных систем.

Ключевые слова: Предиктивное обслуживание, нейросети, автокодировщики, искусственный интеллект, метрики, временные ряды.

FORECASTING OF THE CONDITION OF COMPUTATIONAL SYSTEMS AND UNDERLYING METHODS AND APPROACHES

Vasilyev A.V.
MIREA - RUSSIAN TECHNOLOGICAL UNIVERSITY, Moscow, Russia (119454, Moscow, avenue. Vernadsky, 78, b. 4), e-mail: light7591@gmail.com

Performing of forecasting of the condition of computational systems is done by means of methods and approaches such as the method of predictive maintenance, neural networks and auto-encoders with the use of artificial intelligence (AI). The given methods and tools are widely used to solve different problems nowadays. The purpose of the given research is description of the given methods and presenting of corresponding examples. General scientific methods were used in the work: analysis of theoretical sources, collection of information, description. Laying out of a description of work of such methods lets understand their application in forecasting of the condition of computational systems and provide further faultless work of the given systems.

Keywords: Predictive maintenance, neural networks, autoencoder, artificial intelligence, metrics, time series.

Введение

При эксплуатации вычислительных систем происходят сбои, которые влияют на возможность использования самих данных систем, корректность обработки ими различных данных и выдаваемых ими результатов. Таким образом, методы, которые могут предсказывать состояние вычислительной системы, являются очень важными инструментами.

За предотвращение сбоев в работе вычислительных систем и предсказание состояния данных систем может отвечать множество инструментов (как программных, так и аппаратных). Однако предметом рассмотрения настоящей статьи являются нейросети[2, 3], как один из инструментов для прогнозирования состояния вычислительных систем, а также

концепция предиктивного обслуживания. Рассматриваются принципы работы нейросетей и предиктивного обслуживания с приведением реальных примеров их работы.

1. Постановка проблемы

Для обнаружения неполадок в работе вычислительных систем и соответственно для предсказания состояния данных систем используется множество методов. При рассмотрении можно выделить некоторые основные методы, которые широко используются в настоящее время. Для того, чтобы эффективно использовать данные методы, требуется понимать принципы, лежащие в их основе. Также понимание работы данных методов может быть использовано при разработке новых методов, направленных на прогнозирование состояния вычислительных систем.

Ввиду все более и более увеличивающегося использования данных систем в повседневной жизни и возможных больших потерь в случае их сбоя, необходимо понимать идеи, лежащие в основе методов прогнозирования состояния данных систем и успешно разрабатывать новые подходы к прогнозированию их состояния в целом.

2. Описание изучаемого предмета статьи

Нейронные сети – основной инструмент для прогнозирования состояния вычислительных систем. Искусственная нейронная сеть состоит из нейронов и связей между ними. Информация, как правило, подается на вход нейронной сети и выдаётся на её выходе. Существуют несколько архитектур нейронных сетей (DNN, CNN, RNN и т. д.).

Среди разновидностей данных сетей особым образом выделяются автокодировщики, работающие по несколько другому принципу – восстановлению информации, поданной на их вход.

При создании нейронных сетей, направленных на обнаружение аномалий в работе вычислительных систем, обширно используется подход, имеющий в своей основе предиктивное обслуживание (англ. predictive maintenance). Его сущность заключается в том, что в процессе поиска неполадок, которые могут спровоцировать отказ или ухудшить серьёзным образом работу системы, задействуется искусственный интеллект.

3. Цель работы

Цель данного исследования заключается в приведении краткого обзора методов и концепций, которые могут быть задействованы для цели прогнозирования состояния вычислительной системы, а также рассмотрение принципов функционирования данных методов с приведением примеров.

4. Методы исследования

Для выполнения исследования по рассматриваемой теме задействовались как российские, так и зарубежные источники информации. В самой работе были использованы различные методы исследования, такие как анализ научной литературы и научных статей по теме исследования.

5. Результаты исследования

Нейросети и основные принципы их функционирования

Одним из основных инструментов, используемых в процессе действий, направленных на прогнозирование состояния вычислительных систем, является искусственная нейронная сеть (англ. artificial neural network, ANN), модель (описание) для которых впервые была создана в 1940-х годах и базировалась на алгоритмах, называемых пороговой логикой(англ. threshold logic, TL)[1]. Запуск же работающей нейронной сети был впервые осуществлён Фарли Белмонтом и Уэсли Кларком из MIT (Massachusetts Institute of Technology) в 1954 году[2, 5]. Как правило, множество авторов в своих соответствующих научных статьях ([2, 3, 4, 7, 8, 9], характеризуют искусственные нейронные сети следующим образом: внутренняя структура нейронных сетей создана в соответствии с принципом организации и работы биологических нейронных сетей. Нейронная сеть состоит из нейронов и связей между ними (чаще всего имеются ввиду связи между слоями нейронов). Межнейронные связи при этом могут быть какими угодно (это задается структурой самой сети). Каждая связь способна передавать сигнал от одного другим нейронам (слоям нейронов). Искусственный нейрон принимает сигнал и после обработки пересылает его другим нейронам. Данный выходной сигнал является продуктом от вычисления (обработки), которое осуществляется по некоему правилу (правилам) от совокупности (суммы) сигналов на его входах (входах нейрона). Стрелками на схеме указаны пути от выхода одного нейрона ко входу другого. В машинном обучении широко рассматривается концепция “черного ящика”[13, 14, 15], когда неизвестно, что происходит внутри рассматриваемой системы. Таким образом, искусственная нейронная сеть фактически представляет собой “черный ящик” с входами и выходами [16].

Рассмотрим более подробно искусственные нейронные сети. В учебном пособии Гафарова Ф.М. и Галимянова А.Ф.[4], а также в статьях других авторов [7, 9] приведены дальнейшие краткие характеристики данных сетей и разъяснены понятия, связанные с ними. Соединения (связи) между нейронами называются ребрами. Ребра обычно имеют некий вес (иногда называемый синаптическим), который изменяется по мере обучения нейронной сети[9] (в этом заключается главное свойство нейросетей)[4]. Вес служит для регулировки (уменьшения или увеличения) сигнала, передаваемого по соединениям (связям, ребрам). Сами нейроны могут иметь некий порог, только по преодолении которого путем получения сигналов от остальных нейронов сигнал будет передан дальше данным нейроном.

Рассмотрим более подробно само функционирование искусственной нейронной сети. Дать описание связи в ней можно при задействовании трех определяющих:

1. Сущность, от которой идет связь (как правило, это нейрон).
2. Принимающая сущность (нейрон, к которому связь проложена).
3. Вес самой связи.

В данном перечне имеет смысл более подробно разобрать как раз пункт №3. Как упоминалось выше, вес рассматриваемой связи задает, будет ли сигнал увеличен (усилен) или ослаблен (уменьшен). К примеру, пусть имеются два каких-либо нейрона. Выходной сигнал первого равен 8. Вес связи равен 5. Тогда входной сигнал второго нейрона будет равен 8*5. Т.е. в данном простейшем случае необходимо умножить значение этого сигнала на вес связи. Если же сигнал не один, то необходимо выполнить суммирование их всех. Таким образом, на входе второго нейрона будет получено следующее:

$$net_j = \sum_{i=1}^{N} * x_i * w_{ij}$$

В левой части этого выражения находится общий входной сигнал второго нейрона, а в правой – сумма всех выходных сигналов первого, умноженных на вес связи между нейронами. Само собой разумеется, что в реально существующих искусственных нейронных сетях существует множество нейронов и соответствующих им различных связей. Для описания и работы с такой сетью вводится понятие весовой матрицы (матрицы весов)[6]. Данное понятие требует более детального рассмотрения.

Таблица 1. Весовая матрица (матрица весов)

0	-0.4	-5.6	4.7	0
1.2	0	3	0	2.4
0	0	0	-3.3	7.5
-2.4	0	0	0	2.5
0	0	0	0	0

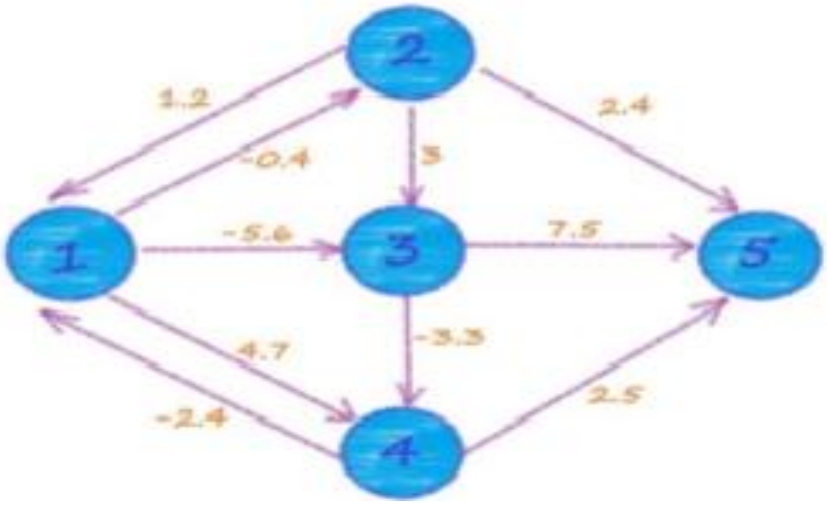

Рисунок 1- Схема нейронной сети со множеством нейронов.

При взгляде на рисунок ясно видно, что, например, от третьего элемента к пятому (или от первого к четвертому) проходит связь с весом 7.5 (или же соответственно 4.7). При рассмотрении же весовой матрицы (таблица 1) видно, что число 7.5 находится в третьей строке и пятом столбце, а число 4.7 – в первой строке и четвертом столбце, что точным образом согласуется с Рисунком 1.

Выходные (исходящие) сигналы также заслуживают подробное рассмотрение как понятие, непосредственно относящееся к нейронным сетям. Существует определенное правило, которому подчиняется каждый элемент сети, в соответствии с которым из значений суммарного (общего или комбинированного) входа (входов) элемента сети подсчитывается его исходящее (выходное) значение. Данное правило имеет название “функция активации”. Исходящее же, или выходное значение имеет название “активность нейрона”. В качестве первого понятия могут быть любые математические функции. Их можно упрощенно классифицировать следующим образом:

1. Пороговая функция (или же порог, англ. threshold)[8] – в случае нахождения суммарного ввода (совокупности значений) ниже некоего другого значения (порога), то активность будет равна нулю, в противном случае – единице.
2. Логистическая функция (функция логики).

В настоящее время возможна реализация простейшей нейросети даже на обычном персональном компьютере с использованием того или иного языка программирования (к примеру, языка Python)[10] и с применением различных библиотек (к примеру, TensorFlow или Theano), а также фреймворков (PyTorch).

Применение нейронных сетей в настоящее время весьма и весьма многообразно [11, 12]. Как правило, это создание изображений, их восстановление, синтез речи и текста, распознавание изображений и вообще работы, связанные с искусственным интеллектом. Некоторыми авторами в своих научных статье даже осуществляются попытки рассмотреть вероятность того, что окружающий мир и есть нейросеть[17]. Однако предметом подробного рассмотрения в настоящей статье являются реально используемые методы, направленные на осуществление прогнозирования состояния вычислительной системы.

Предиктивное обслуживание и методы, используемые для его реализации

Сущность предиктивного обслуживания заключается в том, что искусственный интеллект (ИИ, англ. AI – artificial intelligence) задействуется для нахождения (обнаружения) неполадок, способных привести к отказу или серьезному ухудшению работы системы. При этом состояние рассматриваемой системы фактически непрерывно контролируется специализированными методами (т.е. осуществляется мониторинг данной системы). На основе показателей рассматриваемой системы и степени их отклонения от модели осуществляется прогноз её состояния. При этом нет никакой необходимости, чтобы данная система была именно вычислительной и при этом, разумеется, возможно, что прогнозительная (прогностическая, предсказательная) сущность предиктивного обслуживания может быть применена в области, кардинально отличающейся от информационных технологий. Рассмотрим данную особенность предиктивного обслуживания на примерах.

В своей статье группа авторов рассматривает модель предиктивного обслуживания с применением дополнительных ресурсов (в данном случае имеются в виду сенсорные сети)[18], т.е. рассматривается одна из систем, к которой данный метод применим. Данной группой авторов предложена модель рассматриваемого метода прогнозирования состояния системы на основе беспроводной сети датчиков. Данные датчики используются как поставщики данных о состоянии оборудования. Проанализированы принципы построения беспроводных сенсорных сетей и определен протокол передачи данных и, как результат, определена сама концепция системы предиктивного обслуживания при помощи указанных технологий.

Из анализа статьи[18] очевидно, что рассматриваемая в статье схема хотя и является схемой оборудования, а не программного обеспечения, но при этом она устроена похожим образом по сравнению с схемами систем и программных комплексов, задействующими предиктивное обслуживание. В рассматриваемой системе оборудования при использовании датчиков данные сохраняются в некой базе данных. При этом существует также база данных, содержащая аномалии. Информация, полученная в процессе мониторинга системы,

рассматривается применительно к базе аномалий и это позволяет методом предиктивного обслуживания спрогнозировать полные или частичные вероятные отказы оборудования. При этом возможно получение сохраненных данных в виде графиков (т.е. временных рядов) и последующее отображение на экране оборудования мониторинга рассматриваемой системы.

Рассмотренная модель кратко иллюстрирует применение предиктивного обслуживания. Похожая система (и также с применением датчиков) описывается в статье[19]. Авторы данной статьи рассматривают роторные машины как поставщики данных. Так как в исследуемом случае задача состоит в поддержании определенной частоты вращения ротора, то здесь опять приходит на помощь предиктивное обслуживание. Путем сравнения информации с датчиков с некой моделью может поддерживаться тем или иным способом нужная частота вращения ротора и/или делаться прогноз относительно состояния системы. Авторами также сделано ценное замечание о развитии предсказательной (предиктивной) аналитики вместе с наукой о данных и применении для прогнозирования систем методов машинного обучения, а также нейронных сетей, как уже и рассматривалось в данной работе и работах других авторов.

Данные два примера кратко описывают применение и прогностическую сущность предиктивного обслуживания, а также возможные системы, для мониторинга которых может использоваться данный метод. Имеет смысл рассмотреть более тщательно задействованные вместе с предиктивным обслуживанием методы для предсказания состояния систем. Один из авторов описывает в своей статье[20] предиктивное обслуживание при помощи предсказательных, или же суррогатных, моделей, анализируя при этом специальные черты проблем детектирования аномалий и предсказания отказов и при этом снова делается упоминание математического аппарата и машинного обучения в задачах предиктивного обслуживания. В силу того, что временные ряды могут быть многомерными, наиболее приемлемой в рассматриваемом подходе является так называемая модель многообразия, которая является довольно распространенной при рассмотрении данных случаев, а также породила новый тренд в машинном обучении (моделирование многообразий, англ. manifold learning)[21, 22].

Основная математическая идея, предложенная автором в рассматриваемой статье[20], заключена в следующем:

1. Через $\{x_t\}_{t \geq 1}$ обозначается d-мерный наблюдаемый сигнал телеметрии (показаний).

2. Для всех $i = 1, \ldots, d$ осуществляется составление суррогатной модели, определяющей зависимость $x_{i,t}$ от значений всех показателей сигнала $\{x_{1,s}, \ldots, x_{i-1,s}, x_{i+1,s}, \ldots, x_{d,s}\}$ для $s = t - L_i. \ldots, t$ как в данный момент, так и в моменты времени в прошлом на основе данных, которые соответствуют нормальному состоянию работы системы.

3. Задается (определяется) некий порог h для обнаружения аномалий. При этом подразумевается, что в обычном состоянии вероятность превышения порога значением сбоя достаточно мала. Для осуществления моделирования данной вероятности задействуется модель на основе гауссовских процессов.

4. Тревога объявляется, если ошибка прогноза для наблюдений в настоящий момент выше h.

Автором рассмотрено задействование указанной методологии при работе некой установки. Данные о нормальном состоянии системы в прошлом были представлены в виде

временных рядов множества параметров. Данные временные ряды зависят от времени крайне неоднородно и не наблюдается четкой зависимости. Присутствует шум в данных.

Для построения показания ухудшения работы системы были задействованы следующие предположения:

1. Информация о периоде с ноября - 12 по ноябрь -13 классифицировалась как нормальные данные.

2. Со старта наблюдений и до октября - 12 рассматриваемые временные ряды характеризуются высокими вариациями. Это может быть как неправильный режим работы самой установки, так и шум в рассматриваемых данных. Соответственно, для обучения модели эти данные не могут быть использованы никоим образом.

Чтобы построить показатель (индикатор) деградации системы, были исполнены следующие действия:

1. Произведена постройка суррогатных моделей зависимости различных получаемых параметров друг от друга. Соответственно, получаемые значения рассматриваемого многомерного временного ряда будут описывать на каком-то многообразии некую нелинейную траекторию.

2. Спрогнозированы значения рассматриваемых временных рядов на пробном множестве (для рассматриваемого множества и требуется выявить присутствие неких аномальных режимов рассматриваемой системы).

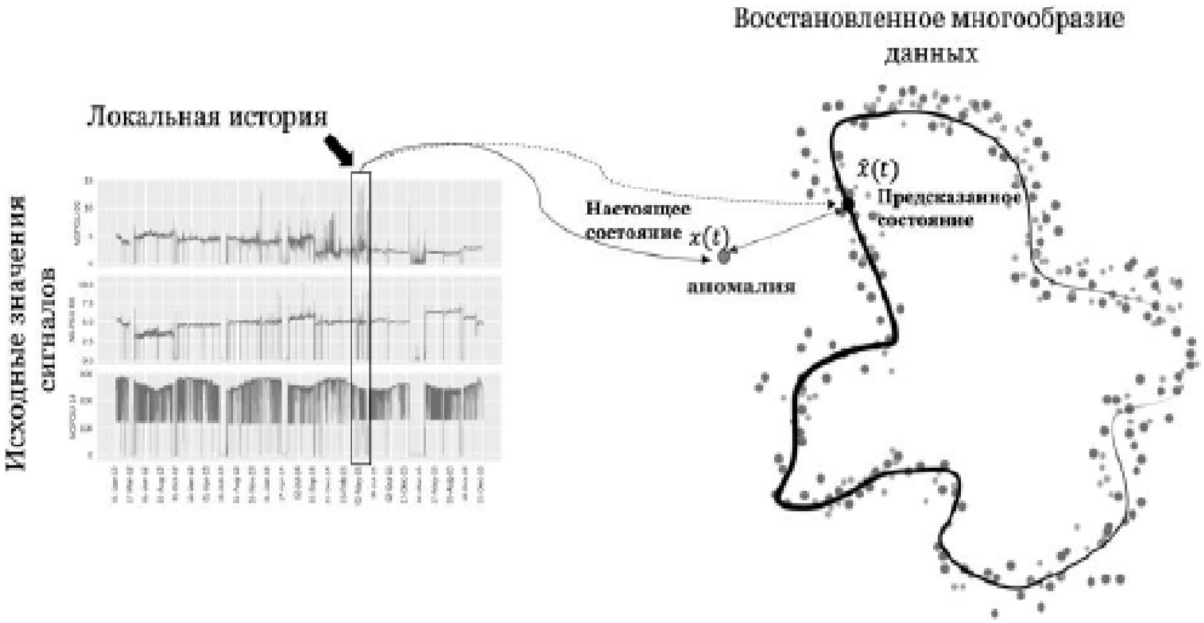

Рисунок 2 - Подход к детектированию аномалий на основе многообразия данных.

3. Осуществлен подсчет ошибок прогнозирования.

4. Подсчитаны ошибки прогнозирования на некой обучающей выборке (обучающем множестве).

5. Выполнено сравнение ошибок на двух выборках (множествах), т.е. на обучающей и тестовой. Как таковые задействованы:

а) показатель превышения значением ошибки границы в настоящий момент, определяемый самой большой ранее замеченной (при нормальном режиме) ошибкой;

б) p-значение предположения о превышении значением ошибки, наблюдаемой в настоящий момент, границы, заданной самой большой замеченной ранее (при нормальном режиме) ошибкой.

Соответственно, автор делает следующие выводы: данные показывают медленную деградацию системы со стартом примерно в середине 2014 года; в процессе тестов “вслепую” (при помощи данных, которые были неизвестны до момента тестирования модели) были детектированы аномалии (базируясь на основе анализа исходных данных, т.е. никакой информации о реальных днях остановки и т.п. рассматриваемой установки не было). При этом:

1. Обнаруженные аномалии соответствуют отключениям (как запланированным, так и неожиданным).

2. Аномалии же, характеризующие незапланированные остановки, были определены намного раньше моментов, когда возникли сами ситуации (на рисунке в статье видно, что первая аномалия, найденная за два дня до критической остановки системы 31.12.2015, детектирована на два дня раньше, а вторая же, обнаруженная в апреле также 2015 года, произошла до остановки системы 02.05.2015).

Таким образом, приведенный в статье автором метод (подход) в целом работает. И, разумеется, ввиду прогностической сущности предиктивного обслуживания он всецело может быть применен и к соответствующим метрикам вычислительных систем.

Выше был рассмотрен метод реализации предиктивного обслуживания на определенной системе. Составными частями процесса предсказания состояния системы в данном методе реализации было установление некоего порога аномалии, сбор метрик рассматриваемой системы и установление факта сбоя системы на основании собранных данных. Но существует и другой подход, упомянутый в данной работе выше, который представляет фактическое предсказание отказов рассматриваемой системы, осуществлённый путём написания автокодировщика (или автоэнкодера). Автокодировщик - нейронная сеть, которая способна обучаться без учителя (unsupervised learning). Но, несмотря на это, требуется всё же задействовать ёё первоначальное обучение, используя, например, такие программные библиотеки, как TensorFlow или же PyTorch. Имеет смысл рассмотреть работу автокодировщика, как один из методов реализации предиктивного обслуживания, более подробно.

Основным принципом работы автокодировщика является получение на выходном слое отклика, максимально похожего на входной. При этом фактически осуществляется процедура восстановления (реконструкции) первоначальной информации, поданной на вход автокодировщика. Кратко реализация автокодировщика показана на Рисунке 3.

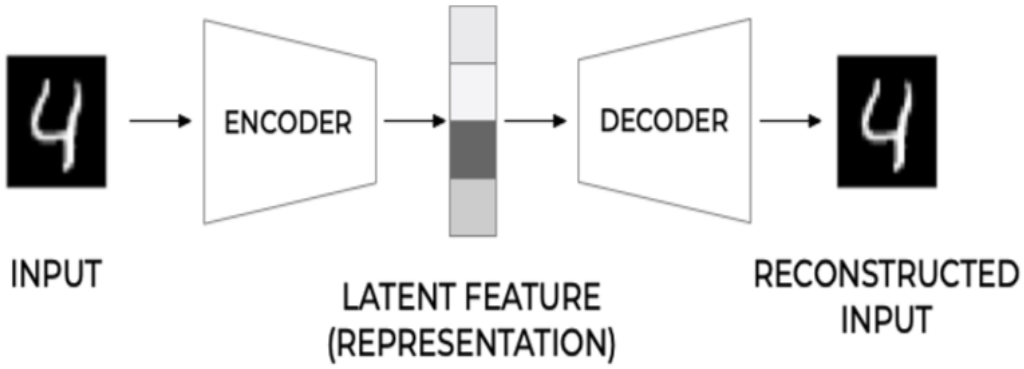

Рисунок 3 - Краткий принцип работы автокодировщика.

Математически же работу автокодировщика можно описать следующим образом:

1. Первый слой (кодирующий) может быть задан функцией $h_i = g(x_i)$, где h – выходная информация блока кодирования (англ. encoder). Декодирущий же слой может быть задан функцией $x_i = f(h_i) = f(g(x_i))$.

2. Соответственно, обучение автокодировщика может быть представлено в виде поиска таковых функций g и f, при которых верно выражение:

$$\arg\min_{f,g} < [\Delta(x_i , f(g(x_i))]>$$

Символ “дельта” здесь означает разницу между входной информацией входного слоя и, соответственно, выходной информацией выходного слоя. Очевидно, что при данном подходе неизбежны потери информации. Так как автокодировщиков существует множество, при их конструировании применяется множество методов для сглаживания в определенной мере данной разницы. Рассмотреть абсолютно все методы в рамках одной работы не представляется возможным, но в целом основные стратегии при разработке автокодировщиков заключаются в создании т.н. “бутылочного горлышка” (англ. bottleneck) и стратегии представления (англ. representation). Первая стратегия кратко и упрощенно может быть характеризована как представление размерности выходной информации декодера ниже (иногда намного ниже), чем у входной информации (англ. input). Вторая же может быть описана также математическими формулами, как и сам принцип функционирования автокодировщика, но самый простой способ её достижения может заключаться в простом уравнивании весовых характеристик кодировщика и декодеровщика, т.е. “привязывании” их друг к другу (т.к автокодировщик является нейросетью, он характеризуется кратким описанием нейросетей).

В чем же заключаются недостатки рассмотренных методов, направленных на поддержание работоспособности вычислительных (и не только) систем? В первую очередь, очевидным является человеческий фактор, т.к. администратор системы может просто не установить порог срабатывания, выше которого загрузка вычислительной системы может считаться аномальной. Также очевидно из рассмотренной в данной работе, к примеру, статье[18] по прогнозированию состояния системы на основе беспроводной сети датчиков очевидно, что реализация предиктивного обслуживания потребует также создания БД аномалий и возможности непрерывного к ней доступа со стороны остальных частей комплекса, осуществляющего контроль за состоянием системы (т.е. малейшая несогласованность, потеря питания в сети и т.п. могут серьезно повлиять на результат).

При более глубоком рассмотрении также очевидно, что в метриках, выдаваемых системой, за которой осуществляется наблюдение, возможны шумы, что, в свою очередь, влияет на точность предсказания состояния системы. Также необходимо бороться с ложными срабатываниями. Относительно нейросетей очевидно, что необходима всегда свежая модель, на которой обучается нейросеть, а также совершенствование методов сравнения текущего состояния системы с моделью. При рассмотрении же автокодировщиков было выявлено, что они сами по себе допускают потерю информации (т.е. возможна ошибка в прогнозировании отказа) и при их разработке, соответственно, необходимо применять стратегии, отличные от разработки простых нейронных сетей (т.е. стратегии, позволяющие сделать потери информации как можно меньше).

Заключение и выводы

Существуют множество методов, направленных на прогнозирование состояния вычислительной системы. Это могут быть как аппаратные средства, так и программные, Для дальнейшей работы в направлении предсказания состояния вычислительной системы используются нейросети и технологии, связанные с ними (которые могут быть описаны математически), а также различные математические модели. При анализе данных средств было выявлено наличие у них определенных недостатков, минимизация которых может быть достигнута в большинстве случаев через совершенствование методов и архитектур, лежащих в основе данных средств.

Список литературы

1. Warren McCulloch, Walter Pitts. A logical calculus of ideas immanent in nervous activity/Warren McCulloch, Walter Pitts. Bulletin of mathematical biophysics, 5,С. 115-133.
2. Ксенофонтов В.В. Нейронные сети/ Ксенофонтов В.В.. Cyberleninka.ru, 2019.
3. Степанов П.П. Искусственные нейронные сети/ Степанов П.П. “Молодой ученый”, №4(138), 2017.
4. Гафаров Ф.М., Галимянов А.Ф. Искусственные нейронные сети и приложения/Гафаров Ф.М., Галимянов А.Ф.. Учебное пособие. Издательство Казанского университета, 2018.
5. B.Farley, W.Clark. Simulation of self-organizing systems by digital computer/B.Farley, W.Clark. IRE transactions on information theory, 4 (4), С.76-84.
6. Рашитов Э.Э., Стоякова К.Л. Модель математической нейронной сети/ Рашитов Э.Э., Стоякова К.Л., Ибрагиев Р.Р. “Молодой ученый”, №15(149), 2017.
7. Журавлева Л.В., Стригулин К.А.. Исследование особенностей развития нейронных сетей в современном мире/ Журавлева Л.В., Стригулин К.А.. IV международная научная конференция “Технические науки: проблемы и перспективы”, 2016.
8. Мелихова О.А., Гайдуков А.Б., Джамбинов С.В., Чумичев В.С.Методы поддержки принятия Решений на основе нейронных сетей/Мелихова О.А., Гайдуков А.Б., Джамбинов С.В., Чумичев В.С.. Журнал “Актуальные проблемы гуманитарных и естественных наук”, ISSN: 2073-0071, № 9-1, С.51-59, 2015.
9. Омаров Т.З. Концепция искусственной нейронной сети/ Омаров Т.З. “Современные научные исследования и инновации”. № 5, 2016.

10. Альбовский А.В., Егоров Н.А., Романюк А.Г. Реализация нейронной сети на языке программирования Python/ Альбовский А.В., Егоров Н.А., Романюк А.Г., МГТУ Н.Э. Баумана. DOI: 10.24411/2520-6990-2020-11582. Cyberleninka.ru., 2020.
11. Фаустова К.И. Нейронные сети: применение сегодня и перспективы развития/ Фаустова К.И.. Cyberleninka.ru, 2017.
12. Цаунит А.Н. Перспективы развития и применения нейронных сетей/ Цаунит А.Н.. “Молодой ученый” №23 (365), 2021.
13. Yiran Huang, Yexu Zhou, Michael Hefenbrock. Till Riedel, Likun Fang, Michael Beigl. Universal distributional decision-based black-box Adversarial attack with reinforcement learning/ Yiran Huang, Yexu Zhou, Michael Hefenbrock. Till Riedel, Likun Fang, Michael Beigl. arXiv.org, 2022.
14. Diptikalyan Saha, Aniya Aggarwal, Sandeep Hans. Data synthesis for testing black-box machine learning models/ Diptikalyan Saha, Aniya Aggarwal, Sandeep Hans. arXiv.org, 2021.
15. Cynthia Rudin. Stop explaining black box machine learning models for high stakes decisions and use interpretable models instead/ Cynthia Rudin. arXiv.org, 2018.
16. Seong Joo Oh, Max Augustin, Bernt Schiele, Mario Fritz. Towards Reverse-Engineering Black-box neural networks/ Seong Joon Oh, Max Augustin, Bernt Schiele, Mario Fritz. arXiv.org, 2017.
17. Vitaly Vanchurin. The world as a neural network/ Vitaly Vanchurin. arXiv.org, National library of medicine, 2020.
18. Власов А.И., Григорьев П.В., Кривошеин А.И. Модель предиктивного обслуживания оборудования с применением беспроводных сенсорных сетей/ Власов А.И., Григорьев П.В., Кривошеин А.И.. DOI 10.21685/2307-4205-2018-2-4. Cyberleninka.ru, 2018.
19. Ильичев В.Ю., Юрик Е.А. Использование методов предиктивной аналитики для обработки сигналов с датчиков частоты вращения роторных машин/ Ильичев В.Ю., Юрик Е.А.. Журнал “Научное обозрение. Технические науки”. №1, с. 22-26, 2019.
20. Бурнаев Е.В. Обнаружение аномалий на основе суррогатных моделей/ Бурнаев Е.В., Сколковский институт науки и технологий, cyberleninka.ru, 2020.
21. Pavan K.Turaga, Rushil Anirudh, Rama Chellappa. Manifold learning/ Pavan K.Turaga, Rushil Anirudh, Rama Chellappa. Researchgate.net, 2020.
22. Hamid Reza Yazdani. Introduction to manifold learning/ Hamid Reza Yazdani. Researchgate.net, 2018.

References

1. Warren McCulloch, Walter Pitts. A logical calculus of ideas immanent in nervous activity / Warren McCulloch, Walter Pitts. Bulletin of mathematical biophysics, 5, pp 115-133.
2. Xenophontov V.V. Neuronnie SETI/ Xenophontov V.V.. Cyberleninka.ru, 2019.
3. Stepanov P.P. Iskusstvennie neuronnie SETI / Stepanov P.P. ”Molodoy ucheniy " < BR > , №4(138), 2017.
4. Gafarov F.M., Galimyanov A.F. Iskusstvennie neuronnie Seti I prilogenia/ Gafarov F.M., Galimyanov A.F.. Uchebnoe posobie. Izdatelstvo Kazanskogo universiteta,2018.
5. B. Farley, W.Clark. Simulation of self-organizing systems by digital computer/ B. Farley, W.Clark. IRE transactions on information theory, 4 (4), pp 76-84.

6. Rashitov E.E., Stoyakova K.L. Model matematicheskoy neuronnoy SETI/ Rashitov E.E., Stoyakova K.L., Ibragiev R.R. "Molodoi uchenii", №15(149), 2017.
7. Juravleva L.V., Strigulin K.A.. Issledovanie osobennostey razvitia neuronnix setey V sovremennom mire / Juravleva L.V., Strigulin K.A.. IV mezhdunarodnaya nauchnaya conference " Technicheskie nauki: perspective of problem I", 2016.
8. Melikhova O.A., Gaidukov A.B., Djambinov S.V., Chumichev V.S.Metodi podderjki prinyatia Resheniy na osnove neuronnix setey / Melikhova O.A., Gaidukov A.B., Djambinov S.V., Chumichev V.S.. Journal " aktualnie problem humanitarnix I estestvennix naok", ISSN: 2073-0071, № 9-1, pp.51-59, 2015.
9. Omarov T.Z. Concept iskusstvennoy neuronnoy SETI / Omarov t.Z. "Sovremennie nauchnie issledovaniya I innovasii". № 5, 2016.
10. Albovsky Compiled A.V., Egorov N.A., Romanyuk A.G. Realism neuronnoy SETI na yazike programmirovaniya Python / Albovsky a.V., Egorov N.A., Romanyuk A.G., MGTU N.E. Baumana. DOI: 10.24411 / 2520-6990-2020-11582. Cyberleninka.ru., 2020.
11. Faustova K.I. Neuronnie set: primenenie Segodnya I perspective razvitia/ Faustova K.I.. Cyberleninka.ru, 2017.
12. Tsaunit A.N. Perspective razvitia I primenenia neuronnix setey / Tsaunit a.N.. "Molodoy ucheniy" №23 (365), 2021.
13. Yiran Huang, Yehu Zhou, Michael Hefenbrock. Till Riedel, Likun Fang, Michael Beigl. Universal distribution decision-based black-box Adversarial attack with enforcement learning / Yiran Huang, Yehu Zhou, Michael Hefenbrock. Till Riedel, Likun Fang, Michael Beigl. arXiv.org, 2022.
14. Diptikalyan Saha, Aniya Aggarwal, Sandeep Hans. Data synthesis for testing black-box machine learning models / Diptikalyan Saha, Aniya Aggarwal, Sandeep Hans. arXiv.org, 2021.
15. Cynthia Rudin. Stop exploining black box machine learning models for high stakes decisions and use interpretable models instead/ Cynthia Rudin. arXiv.org, 2018.
16. Seong Joo Oh, Max Augustin, Bernt Schiele, Mario Fritz. Towards Reverse Engineering Black-box neural networks / Seong Joon Oh, Max Augustin, Bernt Schiele, Mario Fritz. arXiv.org, 2017.
17. Vitaly Vanchurin. The world as a neural network/ Vitaly Vanchurin. arXiv.org, National library of medicine, 2020.
18. Vlasov A.I., Grigorev P.V., Krivoshein A.I. Model predictivnogo obslujivania oborudovania s primeneniem besprovodnix sensornix setey/ Vlasov A.I., Grigorev P.V., Krivoshein A.I.. DOI 10.21685 / 2307-4205-2018-2-4. Cyberleninka.ru, 2018.
19. Ilichev V.Yu., Yurik E.A. Ispolzovanie metodov predictivnoy analytics dlya obrabotki signalov s datchikov frequency vratsheniya rotornix Mashin / Ilichev V.Yu., Yurik E.A.. The magazine was published as " Nauchnoe obozrenie. Technicheskie nauki". No. 1, p. 22-26, 2019.
20. Burnaev E.V. Obnarujenie anomaly na osnove surrogatnix modeley/ Burnaev E.V., Skolkovsky Institut nauki I technologist, cyberleninka.ru, 2020.
21. Pawan K.Turaga, Rushil Anirudh, Rama Chellappa. Manifold learning / Pawan K.Turaga, Rushil Anirudh, Rama Chellappa. Researchgate.net, 2020.
22. Hamid Reza Yazdani. Introduction to manifold learning/ Hamid Reza Yazdani. Researchgate.net, 2018.