

ЭФФЕКТИВНЫЙ МЕТОД ФИЛЬТРАЦИИ ГЛОБАЛЬНЫХ ШУМОВ ИЗМЕРИТЕЛЬНЫХ КАНАЛОВ СИСТЕМ КОНТРОЛЯ ТЕЧЕЙ АЭС С РУ ВВЭР

Е.Л. Трыков*, А.А. Кудряев*, К.И. Коцоев.***, А.А. Ананьев***

* АО «НТЦ Диапром»

249031, Калужская обл., г. Обнинск, ул. Королева, д. 6, пом. 22-23

** ООО «КВАНТ ПРОГРАММ»

111558, Москва, Зеленый проспект, д. 5/12, строение 3, помещение Б1

*** МГТУ им. Н.Э. Баумана,

105005, Москва, 2-я Бауманская ул., д. 5, стр. 1



На АЭС с РУ ВВЭР-1200 в соответствии с ГОСТ Р 58328-2018 «Трубопроводы атомных станций. Концепция “течь перед разрушением”» [1] эксплуатируются система акустического контроля течи (САКТ) и система влажностного контроля течи (СКТВ), каждая из которых выполняет функции контроля течи локально, не зависимо друг от друга. Результаты диагностирования передаются в систему верхнего блочного уровня (СВБУ) для последующего отображения оперативному персоналу на блочный пункт управления (БПУ). Кроме того предусмотрена система комплексного диагностирования СКД, предназначенная для подтверждения диагноза и уточнения значений величины и координаты течи на основании анализа показаний систем контроля течи и сигналов АСУ ТП. Показания измерительных каналов систем складываются из фонового шума, источником которого являются технологические процессы со стороны основного оборудования и вспомогательных систем РУ, и сигнала течи при ее появлении. Важнейшим фактором, влияющим на способность систем контроля течей диагностировать истечение, является качество фильтрации фоновых шумов. Предлагается новый эффективный метод фильтрации глобальных шумов, предназначенный для использования в системе комплексного диагностирования СКД.

Ключевые слова: фильтрация, акустические датчики, влажностные датчики, анализ течей, фоновый шум, алгоритм, безопасность.

ВВЕДЕНИЕ

Наиболее чувствительными ко всем событиям, происходящим в РУ, являются системы акустического контроля течей первого и второго контура (САКТ и САКТ-2К). Действительно, отличительной особенностью РУ как источника акустических шумов является сложность протекающих в ней процессов с множеством трудно учитываемых связей. Эти процессы имеют различную физическую природу – механические, гидродинамичес-

© Е.Л. Трыков, А.А. Кудряев, К.И. Коцоев, А.А. Ананьев, 2020

кие, вибрационные, ударные, связанные с генерацией и барботажем пара и т.д. Все это порождает множество акустических источников, действующих в различных диапазонах частот, зависящих от режима работы установки, состава действующего оборудования и множества других факторов. Посторонние шумы могут быть сравнимы по амплитуде с полезным сигналом при течи, что может приводить к ложным срабатываниям системы диагностирования.

Поэтому в данной работе разработан алгоритм, позволяющий проводить фильтрацию глобальных акустических шумов показаний измерительных каналов и получать только полезные сигналы акустических измерений, связанные с течью.

Технологические шумы распространяются по поверхности металла и проявляются в показаниях большинства измерительных каналов в большей или меньшей степени в зависимости от места установки датчика. Это обстоятельство дало возможность предложить алгоритм фильтрации фоновых шумов, который базируется на прогнозировании сигнала заданного измерительного канала, проведенного по регрессионной модели, построенной на основе принципа информационной избыточности.

Исследована устойчивость предложенного алгоритма к различным фоновым акустическим выбросам.

Разработанный алгоритм продемонстрирован на основе акустических сигналов системы САКТ, но он также полностью применим как к системе СКТВ, так и к аналогичным системам второго контура.

ИСХОДНЫЕ ДАННЫЕ

Регистрация текущей информации

Исходными данными для проведения комплексной оценки целостности оборудования РУ является информация, принимаемая от

- САКТ и СКТВ (индикаторы течи и вероятной течи, значения расхода и координаты течи, а также значения сигналов акустических и влажностных измерительных каналов (ИК) по всем контролируемым системой участкам трубопроводов);
- систем технологического и радиационного контроля АСУ ТП (сигналы датчиков радиоактивности инертных газов).

Контроль достоверности данных

Контроль достоверности предназначен для обеспечения гарантии того, что при расчете не будут использоваться недостоверные данные, и состоит из проверки признака достоверности принимаемого сигнала.

Контроль достоверности по состоянию соединения осуществляется по соглашениям, принятым в архитектуре СКД. При потере связи по всем каналам сервер СКД высылает последнее значение с признаком достоверности «отказ канала передачи».

Контроль достоверности по признакам достоверности принимаемого сигнала – передаваемые значения признаков достоверности от систем контроля течей, а также от АСУ ТП в случае их недостоверности не равны 0x00 в шестнадцатеричном исчислении. Более подробная информация о признаках достоверности содержится в документах предприятия-интегратора и может отличаться от проекта к проекту.

АНАЛИЗ ДАННЫХ И ФОРМИРОВАНИЕ ДИАГНОЗА

Расчетно-экспериментальное обоснование алгоритма для САКТ

При разработке настоящего алгоритма предполагается, что глобальные шумы РУ одинаково фиксируются всеми ИК акустической системы. Поскольку причина этих шумов для ИК каждой петли общая (что подтверждается коэффициентами взаимной корреляции сигналов, среднее значение которых составляет 0,65), то сигналы в присутствии

помех можно представить в векторном виде:

$$\mathbf{s}(t) = \mathbf{q}(t) + \boldsymbol{\delta}(t), \quad (1)$$

где $\mathbf{s}(t)$ – показания ИК в системе; $\mathbf{q}(t)$ – глобальная помеха; $\boldsymbol{\delta}(t)$ – локальный сигнал.

Таким образом, задача фильтрации глобальных шумов сводится к нахождению неизвестной функции $\mathbf{q}(t)$ и вычитанию ее из известного сигнала $\mathbf{s}(t)$. Значения показаний любого ИК $s_i(t)$ на i -ом участке можно выразить через показания ИК на соседних участках с помощью регрессионной модели. Этот подход был предложен в работе [2], где в качестве регрессионной модели использовался метод группового учета аргументов (МГУА). В предлагаемом ниже алгоритме исследовано два вида регрессионных моделей: двуслойная нейронная сеть, на основе которой строилась нелинейная регрессия, и линейная байесовская робастная регрессионная модель, которые описаны далее. По сравнению с [2] удалось достичь хороших результатов по предсказанию глобальных акустических шумов за счет использования именно байесовской робастной регрессионной модели и калмановской фильтрации остаточного сигнала.

Далее рассмотрим отдельно принципы построения регрессионных моделей для первого и второго контуров.

Как в первом, так и во втором контурах наблюдается очень высокая корреляция почти всех сигналов ИК, и коэффициент корреляции представляет собой значимую величину. Поэтому в работе строилась регрессия для каждого сигнала ИК на определенном участке РУ в зависимости от сигналов всех ИК, расположенных на других петлях (три петли), а также от сигналов ИК других участков той же самой петли. В результате получилось по четыре регрессии для ИК. Это вполне достаточно для обеспечения устойчивости алгоритма к изменению состояния или выходу из строя других ИК (регрессоров), поскольку предполагается, что слишком большое число ИК не может прийти в негодность в течение одной кампании.

Используя предложенную группировку, можно описать общую часть сигнала каждого ИК $\mathbf{q}(t)$ как функцию сигналов других ИК четырьмя различными способами. Поэтому можно предсказать сигнал определенного ИК по сигналам ИК, расположенных на других петлях (принадлежащих одному типу трубопровода), а также по сигналам ИК той же петли, но участка в другом помещении.

Таким образом, для каждого сигнала было получено по четыре зависимости. Сначала для определения этих зависимостей использовалась нейронная сеть [3 – 5] с одним входным слоем, одним скрытым слоем размером 30 и одним выходным. Здесь

$$\mathbf{q}_i(t) = \text{net}((s_i(t), \sum_j s_j(t))), \quad (2)$$

где $s_i(t)$ – сигнал в i -м ИК, для которого строились регрессии; $s_j(t)$ – сигналы ИК другой петли или участков, по которым считалась регрессия; $\mathbf{q}_i(t)$ – вектор глобальных шумов для i -го ИК, рассчитанный по различным регрессиям; net – обученная нейронная сеть, состоящая из двух полносвязных слоев с 30-ю нейронами в каждом, в которую подставляются значения сигналов ИК $s_j(t)$.

Данная регрессионная модель является нелинейной и поэтому даже небольшие изменения в работе измерительных каналов могут приводить к значительным отклонениям в результатах при ее применении. На рисунке 1 приведены результаты двух различных регрессионных моделей к сигналу первого акустического ИК для кампании, которая началась после ППР с 20.04.2018 г.

Темно-серым цветом показана регрессия, полученная с помощью формулы (2) по данным за период с 20 мая по 20 июня 2018 г. и распространенная на все доступные к настоящему времени данные. Видно, что она описывает оригинальный сигнал нелучшим образом. В то же время светло-серая кривая, полученная по

данным за период с 3 мая по 3 июня 2018 г., описывает весь набор данных достаточно хорошо.

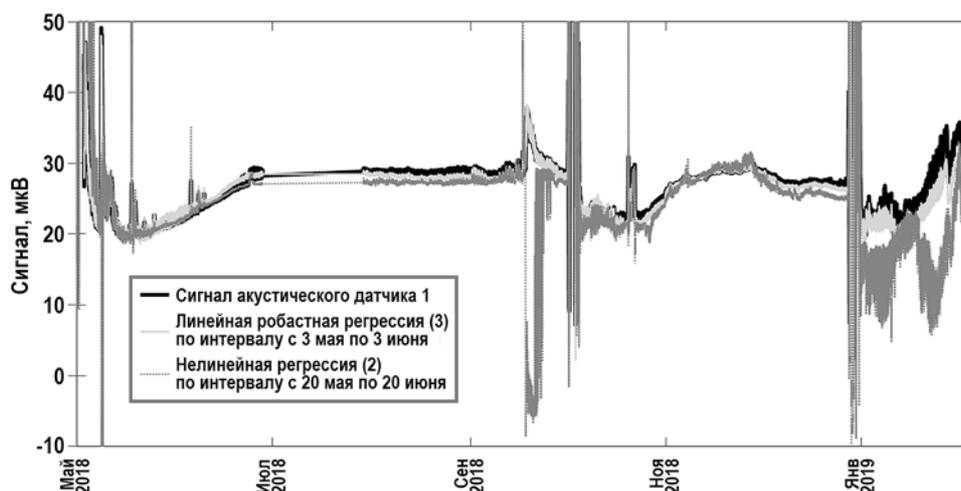


Рис. 1. Применение регрессионных моделей к описанию сигнала акустического ИК № 1 за кампанию 2018 – 2019 гг.

Эта кривая получена в результате применения линейной робастной байесовской регрессионной модели [6 – 8]

$$q_i(t) = \sum_j \beta_j s_j(t) + \xi(t), \quad (3)$$

где $\xi(t)$ – ошибка регрессии, имеющая распределение Стьюдента.

Распределение Стьюдента имеет более толстые «хвосты», чем нормальное распределение и поэтому намного более устойчиво к различным выбросам в данных [6]. В отличие от гауссова распределения, когда решение задачи сводится к нахождению псевдообратной матрицы в методе наименьших квадратов, здесь приходится непосредственно решать задачу минимизации отрицательного логарифма правдоподобия от распределения Стьюдента. Однако результат оправдывает такие вычислительные затраты.

Весь дальнейший анализ проводился на основе регрессионной модели (3). Расчеты показали, что для приемлемого воспроизведения данных за всю кампанию достаточно построить регрессию по модели (3) за один день.

В сигналах акустических ИК во время разогрева и расхолаживания РУ возникают резкие пики, что напрямую связано с работой ГЦН в РУ первого контура. Эти акустические выбросы, связанные с началом работы ГЦН при малом давлении в контуре, очень значительны – их величина порядка 5000 мкВ. При таких сигналах отклик акустических датчиков становится сильно нелинейным, и определять наличие течи становится невозможно. Дело в том, что интегральный сигнал, который поступает с акустических ИК, фактически, представляет собой дисперсию реального сигнала, и, следовательно, сигнал от течи квадратично складывается с фоновым сигналом, т.е.

$$U_{\text{tot}}^2 = U_{\text{фон}}^2 + U_{\text{течи}}^2, \quad (4)$$

где $U_{\text{фон}}$ – фоновый сигнал; $U_{\text{течи}}$ – сигнал течи; U_{tot} – суммарный сигнал.

С помощью полученных регрессионных зависимостей для каждого ИК рассчитывались значения акустических сигналов с отфильтрованным глобальным шумом $\delta_i^j(t) = s_i(t) - q_i^j(t)$, где i – номер ИК; j – номер регрессионной зависимости. Таким образом, если течь возникает на каком-либо участке трубопровода, то возможны две различные ситуации.

– Течь возникла на участке с рассматриваемым ИК. Тогда все величины $\delta_i^j(t)$ будут изменяться в соответствии с шумом, вызываемым течью, и $\delta_i(t) = |\min_{(j)} \delta_i^j(t)|$ – это искомый сигнал течи с отфильтрованными глобальными шумами, который сравнивается с заданными уставками.

– Течь возникла на другом участке j . Тогда регрессионная зависимость $q_i^j(t)$ для нашего ИК i будет неверной, однако остальные $q_i^k(t)$, где $k \neq j$, будут давать правильные величины, и выражение $\delta_i(t) = |\min_{(k)} \delta_i^k(t)|$ останется верным, и величина $\delta_i(t)$ для i -го ИК не будет содержать сигнала течи. Здесь нужно отметить, что чем больше регрессий будет рассмотрено, тем надежней будет результат. Следовательно, если будут рассматриваться регрессии не суммарно от всех ИК, расположенных на соседних петлях, а от ИК, расположенных на каждом участке всех петель, то вместо четырёх получим 11 регрессий для каждого ИК, расположенного на петле.

Результирующая величина $\delta_i(t)$ представляет собой наблюдаемый случайный сигнал, который содержит в себе ошибку измерений, а также ошибку фильтрации глобального шума (регрессионной зависимости). Чтобы получить из него оптимальный сигнал, рассмотрим нашу задачу в модели пространства состояний, где оптимальность решения достигается за счет применения фильтра Калмана [9 – 12].

В модели системы подразумевается, что реальное скрытое состояние в момент времени $t+1$ получается из состояния в момент времени t согласно уравнению состояния

$$x(t+1) = A \cdot x(t) + \epsilon(t), \quad (5)$$

где A – матрица пространства состояний; ϵ – вектор ошибки пространства состояний, а вектор измерений δ_i связан с вектором состояния системы уравнением

$$\delta_i(t) = C \cdot x(t) + \omega(t), \quad (6)$$

где C – матрица измерений; ω – вектор ошибки измерений.

Итерация фильтра Калмана делится на две фазы: предсказание и учет наблюдений. Фаза предсказания использует вычисленное на предыдущем шаге состояние для получения через модель системы оценочного состояния на текущем шаге. В фазе учета наблюдения информация об измерениях, произведенных на текущем шаге, используется для уточнения информации о состоянии системы, что делает её в результате более точной. Фильтр Калмана является оптимальным способом получить измеряемый в линейной системе с гауссовым шумом сигнал наиболее близким к его реальной величине.

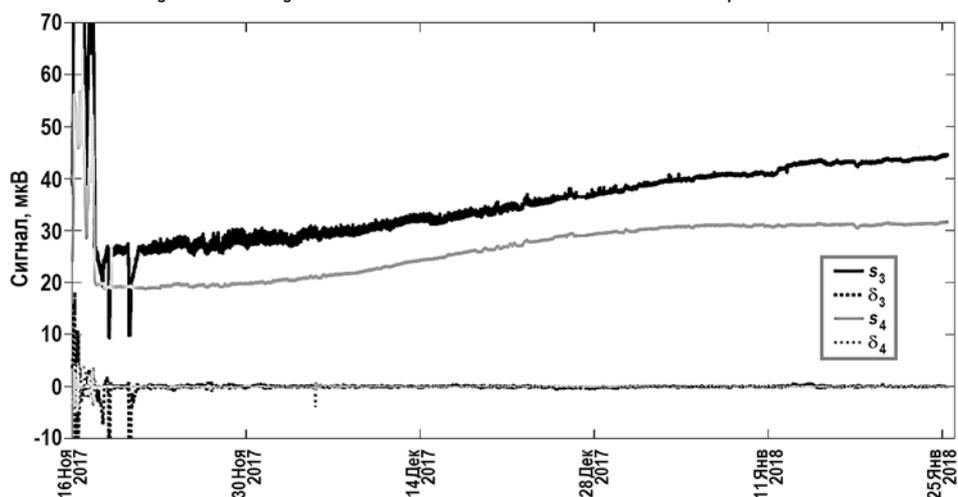


Рис. 2. Величины сигналов $s_i(t)$ и $\delta_i(t)$ для некоторых акустических ИК

На рисунке 2 приведены графики первоначальных сигналов $s_i(t)$ и отфильтро-

ванные от глобальных шумов с помощью регрессий и оптимизированные фильтром Калмана сигналы $\delta_i(t)$. Очевидно, что вероятность ложных срабатываний с очищенными от глобальных шумов сигналами значительно снижается как для акустической, так и для влажностной системы.

Рассмотрим, как изменится величина $\delta_i(t)$ на j -ом участка трубопровода, если где-то на другом участке выйдет из строя акустический ИК. В этом случае регрессионная зависимость глобального шума для акустических ИК на участке j от участка с неисправным ИК будет неверная. Однако в результате работы предложенного выше алгоритма результирующая величина $\delta_i(t)$ не будет сильно отличаться от того случая, когда все акустические ИК на всех участках работали нормально. Результат рассмотренной ситуации приведен на рис. 3.

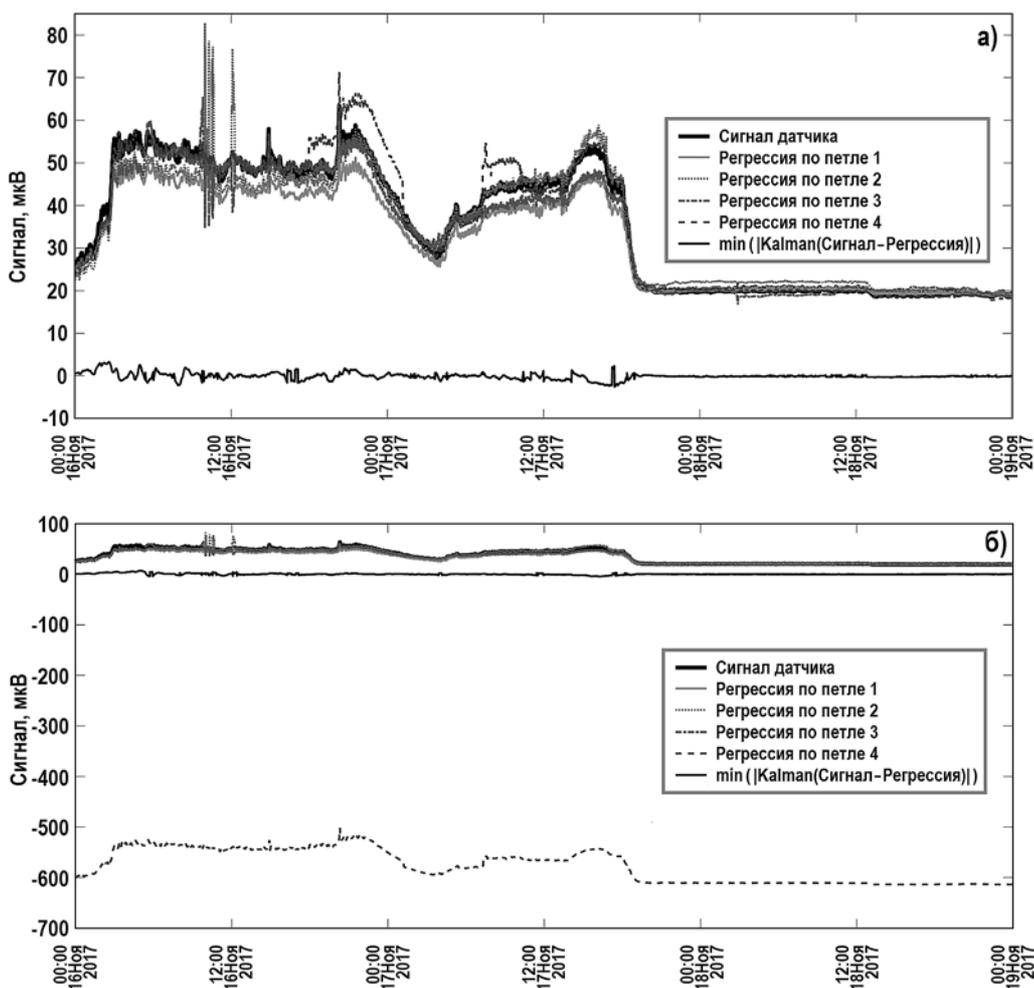


Рис. 3. Сигналы, регрессии и $\delta_i(t)$: а) – для первого акустического ИК при штатной ситуации; б) – в случае неисправности 32-го ИК (петля 4)

На рисунке 3а показана штатная ситуация, а на рис. 3б искусственно изменены показания акустического ИК № 32 на U-образном изгибе четвертой петли на 500 мкВ. Видим, что величины $\delta_i(t)$, полученные для данного ИК по четырем и по трем регрессиям, почти не отличаются. В дальнейшем планируется рассматривать зависимость сигнала каждого ИК не просто от сигналов ИК, расположенных на других петлях, а от ИК, расположенных на других участках. Тогда получим 11 регрессий

вместо четырех (поскольку на каждой петле находится три участка), что позволит алгоритму достичь гораздо большей надежности и устойчивости результатов в случае выхода из строя ИК на других участках.

Заметим, что точно такая же фильтрация фоновых шумов возможна и для СКТВ. Здесь с пороговым значением сравнивается абсолютная влажность (пороговое значение $0,375 \text{ кг/м}^3$). Фильтрация глобальных шумов в случае влажностной системы даже проще, чем для акустической, поскольку значения сигналов от ИК СКТВ являются довольно гладкими и не имеют выбросов на протяжении всей кампании.

МОДЕЛИРОВАНИЕ ТЕЧИ

Покажем, как повышение сигналов акустических и влажностных ИК интерпретируется системой комплексного диагностирования (СКД). Для этого к текущим показаниям акустических ИК на холодном участке первой петли (номера ИК – 1, 2 и 3) были добавлены сигналы, плавно изменяющиеся от 0 до 300 мкВ и имитирующие течь на данном участке трубопровода.

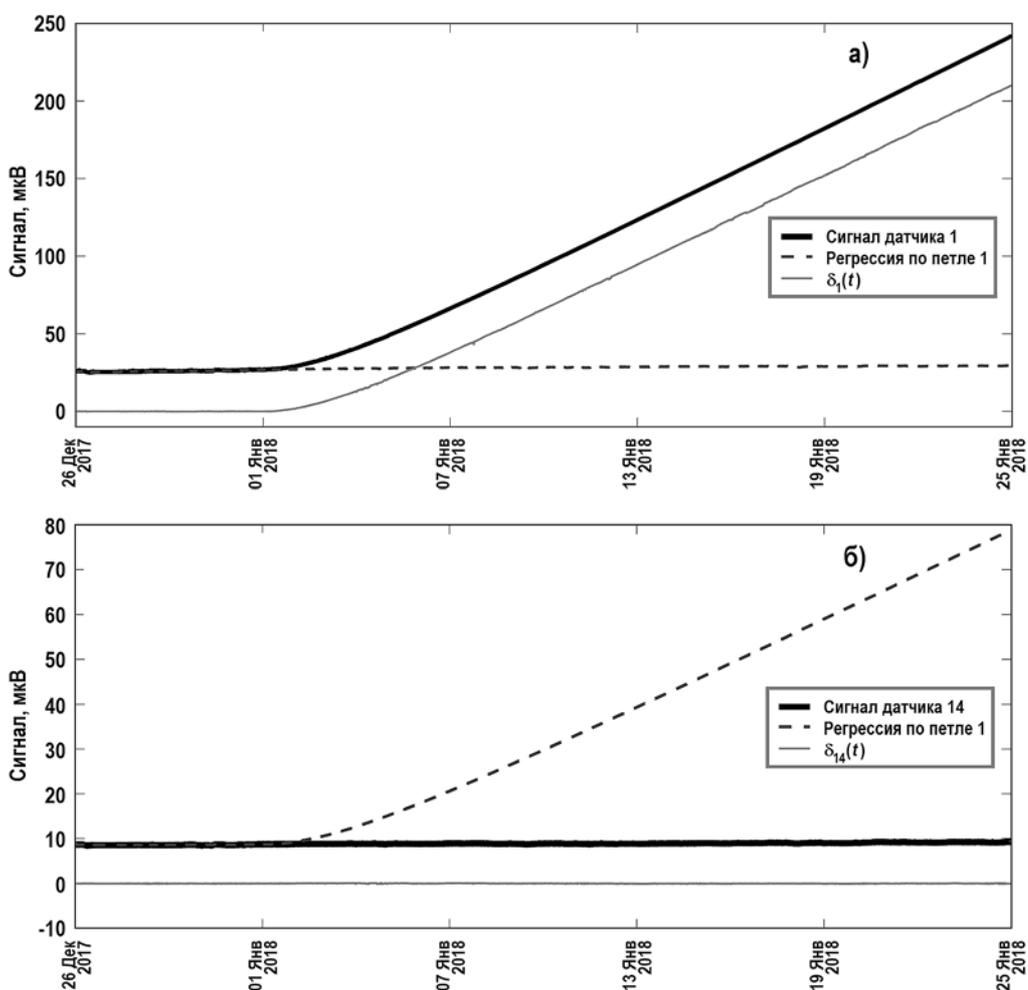


Рис. 4. Величины $\delta_i(t)$: а) – для участка трубопровода с течью; б) – для участка трубопровода без течи

Поскольку на блоке № 6 ВВЭР-1200 Нововоронежской АЭС, экспериментальные данные с которого были использованы в данной работе, истечений из контурных элементов не происходило, то были использованы модельные данные, полученные на осно-

вании экспериментального обоснования САКТ на специализированном стенде, а также имеющихся данных по протечкам на номинальных параметрах эксплуатируемых РУ.

Исходные технические требования к разработке САКТ содержат требование по обнаружению протечки теплоносителя от 3.9 литров в минуту. Поэтому по результатам экспериментального обоснования САКТ была определена величина чувствительности акустического сигнала к течи как 55 мкВ на литр в минуту. Исходя из этого порог акустического сигнала протечки определен значением 200 мкВ.

Для примера на рис. 4а показано, как ведет себя величина $\delta_1(t)$ для данного участка трубопровода, а на рис. 4б – поведение сигнала ИК 14 и величины $\delta_{14}(t)$ на участке, на котором нет имитации течи, но участок с течью участвует в регрессионном анализе значений сигналов ИК. Видим, что течь присутствует только на том участке, для которого она имитируется, хотя регрессия по участку с течью (по петле 1 на рис. 4б) неверна. Таким образом, в результате работы алгоритма наличие течи наблюдается только на том участке, на котором она имитируется.

ВЫВОДЫ

Разработан надежный и устойчивый алгоритм комплексного анализа течей трубопроводов на АЭС ВВЭР. Он основан на фильтрации глобальных шумов в сигналах ИК и сглаживании полученных результатов в модели пространства состояний с помощью калмановской фильтрации.

Для этого реализована робастная байесовская модель линейной регрессии, которая позволяет надежно предсказывать глобальные шумы для всей кампании по сравнительно короткому участку данных в начале кампании. Отметим, что нелинейная регрессионная модель оказалась неустойчивой к локальным фоновым выбросам.

Далее к полученному результату применен последовательный фильтр Калмана, который является оптимальным способом оценки реального сигнала в линейной системе с аддитивным гауссовым шумом.

Полученный алгоритм позволяет значительно повысить надежность определения протечек трубопроводов РУ, повысить чувствительность к течи и сократить число ложных тревог в работе модуля комплексного анализа течи в СКД.

Литература

1. ГОСТ Р 58328-2018. «Трубопроводы атомных станций. Концепция “течь перед разрушением”». – Электронный ресурс: <https://files.stroyinf.ru/Data/705/70505.pdf> (дата доступа 05.05.2020).
2. Скоморохов А. О., Кудряев А. А., Морозов С. А. Нейросетевые модели фильтрации сигналов и диагностирования течи трубопроводов ВВЭР. // Известия вузов. Ядерная энергетика. – 2010. – № 4. – С. 72-80.
3. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. Deep Learning. – MIT Press. – 2016. – 787 p.
4. Николенко С., Кадурын А., Архангельская Е. Глубокое обучение. – СПб.: Питер. – 2018. – 480 с.
5. Chollet F. Deep Learning with Python: Second Edition. – Manning Publications. – 2017. – 384 p.
6. Kruschke J. K. Bayesian estimation supersedes the T test. // Journal of Experimental Psychology: General. – 2013. – Vol. 142. – No. 2. – PP. 573-603; DOI: 10.1037/a0029146.
7. Cameron D.-P. Bayesian Methods for Hackers: Probabilistic Programming and Bayesian Inference. – Addison-Wesley Data and Analytics Series. – 2016. – 226 p.
8. Barber D. Bayesian Reasoning and Machine Learning. – Cambridge University Press. – 2017. – 666 p.
9. Najim M. Modeling Estimation and Optimal Filtering in Signal Processing. – Wiley. –

2008. – 408 p.

10. *Durbin J. and Koopman S. J. Time Series Analysis by State Space Methods: Second Edition.* – Oxford Statistical Science Series. – OUP Oxford. – 2012. – 253 p.

11. *Haykin S. Adaptive Filter Theory: Fifth edition.* – Pearson. – 2014. – 907 p.

12. *Grewal M.S. and Andrews A.P. Kalman Filtering: Fourth edition.* – Wiley. – 2015. – 617 p.

Поступила в редакцию 12.05.2002 г.

Авторы

Трыков Евгений Львович, канд. физ.-мат. наук

E-mail: trykov@diaprom.ru

Кудряев Андрей Алексеевич, технический директор

E-mail: kudryaev@diaprom.ru

Коцоев Константин Игоревич, инженер

E-mail: kotsoev@diaprom.ru

Ананьев Алексей Алексеевич, инженер

E-mail: aananев@diaprom.ru

UDC 621.039

EFFICIENT METHOD FOR FILTERING GLOBAL NOISES IN MEASURING CHANNELS OF LEAK CONTROL SYSTEMS AT NUCLEAR POWER PLANTS WITH VVER REACTORS

Trykov E.L. *, Kudryaev A.A. *, Kotsoev K.I. **,***, Ananев A.A. *

* JSC «STC Diaprom»

6, rooms 22-23 Koroleva Str. 249031 Obninsk, Kaluga Reg., Russia

** «KVANT PROGRAMM» LTD

5/12, bld. 3, room B1 Zeleny Avenue, 111558 Moscow, Russia

*** MSTU n.a. N.E. Bauman

5, bld. 1 Baumanskaya 2-ya Str., 105005 Moscow, Russia

ABSTRACT

At NPPs with VVER reactors, in accordance with GOST R 58328-2018 «Pipelines of nuclear power plants. The “leak-before-failure” concept» [1], the acoustic leak monitoring system (ALMS) and the humidity leak monitoring system (HLMS) are used, with each of the systems performing the leak control function locally, independently of each other.

The results of diagnostics are transferred to the In-Core Monitoring System (ICMS) for subsequent display to the operating personnel at the control room. In addition, an integrated diagnostics system (IDS) is provided, designed, among other things, to confirm the diagnosis and clarify the values of the magnitude and coordinates of the leak based on the analysis of the readings of the leak control systems and the signals of the automatic process control system (APCS). The readings of the measuring channels of the systems are made up of background noises, the sources of which are technological processes from the main equipment and auxiliary systems of the reactor plant and the signal of a leak, when it appears. The most important factor affecting the ability of leak monitoring systems to diagnose leakage is the quality of background noise filtering. The paper proposes a new effective method for filtering global noise,

intended for use an integrated diagnostics system.

Key words: filtration, acoustic sensors, humidity sensors, leak analysis, background noise, algorithm, safety.

REFERENCES

1. GOST R 58328-2018 «*Piping of nuclear power plants. "Leak before break" concept*». Available at: <https://files.stroyinf.ru/Data/705/70505.pdf> (accessed May 05, 2020) (in Russian).
2. Skomorokhov, A.O., Kudryaev A.A. Morozov S.A. Neural network models of signal filtration and diagnosis of VVER pipeline leaks. *Izvestia Vysshikh Uchebnykh Zawedeniy. Yadernaya Energetika*. 2010, no. 4, pp. 72-80 (in Russian).
3. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. *Deep Learning*. MIT Press, 2016. 787 p.
4. Nikolayenko S., Kadurin A., Arkhangelskaya E. *Deep Learning*. Saint Petersburg. Piter Publ., 2018, 480 p. (in Russian).
5. Chollet F. *Deep Learning with Python: Second edition*. Manning Publications. 2017. 384 p.
6. Kruschke J.K. Bayesian estimation supersedes the T test. *Journal of Experimental Psychology: General*. 2013, v. 142, no. 2, pp. 573-603; DOI: 10.1037/a0029146.
7. Cameron D.-P. *Bayesian Methods for Hackers: Probabilistic Programming and Bayesian Inference*. Addison-Wesley Data and Analytics Series. 2016. 226 p.
8. Barber D. *Bayesian Reasoning and Machine Learning*. Cambridge University Press. 2017. 666 p.
9. Najim M. *Modeling Estimation and Optimal Filtering in Signal Processing*. Wiley. 2008. 408 p.
10. Durbin J. and Koopman S.J. *Time Series Analysis by State Space Methods: Second Edition*. Oxford Statistical Science Series. OUP Oxford, 2012. 253 p.
11. Haykin S. *Adaptive Filter Theory: Fifth Edition*. Pearson. 2014. 907 p.
12. Grewal M.S. and Andrews A.P. *Kalman Filtering: Fourth Edition*. Wiley. 2015. 617 p.

Authors

Trykov Evgeny L'vovich, Information Technology Specialist, Cand. Sci. (Phys.-Math.)

E-mail: trykov@diaprom.ru

Kudryaev Andrey Alekseevich, Technical Director

E-mail: kudryaev@diaprom.ru

Kotsoev Konstantin Igorevich, Engineer

E-mail: kotsoev@kvantprogramm.ru

Ananyev Alexey Alekseevich, Engineer

E-mail: aananev@diaprom.ru