
ТЕПЛО- И МАССООБМЕН,
СВОЙСТВА РАБОЧИХ ТЕЛ И МАТЕРИАЛОВ

**МЕТОД ДЕТЕКТИРОВАНИЯ И ИЗМЕРЕНИЯ ХАРАКТЕРИСТИК
СУХИХ ПЯТЕН ПРИ КИПЕНИИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ
СВЁРТОЧНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ
И ВЫСОКОСКОРОСТНОЙ ВИЗУАЛИЗАЦИИ¹**

© 2025 г. А. С. Суртаев^{a, b, *}, П. О. Перминов^b,
И. П. Малахов^a, М. А. Половников^{a, b}, А. Н. Чернявский^b

^aИнститут теплофизики им. С.С. Кутателадзе СО РАН, просп. Академика Лаврентьева, д. 1,
г. Новосибирск, 630090 Россия

^bНовосибирский государственный университет, ул. Пирогова, д. 1, г. Новосибирск, 630090 Россия

*e-mail: surtaevas@gmail.com

Поступила в редакцию 05.11.2024 г.

После доработки 20.12.2024 г.

Принята к публикации 25.12.2024 г.

Известно, что формирующиеся под паровыми пузырями в процессе кипения сухие пятна оказывают огромное влияние как на локальный теплообмен, так и на развитие кризисных явлений. В рамках настоящего исследования с использованием высокоскоростной визуализации отраженного света была получена новая экспериментальная информация об эволюции сухих пятен под паровыми пузырями при кипении жидкости, а также разработан алгоритм автоматической обработки экспериментальных данных на основе сверточных нейронных сетей U-Net архитектуры. Показано, что при использовании моделей машинного обучения и прецизионных оптических высокоскоростных методов можно в течение короткого промежутка времени и с высокой точностью определить широкий спектр характеристик сухих пятен при кипении жидкости, включая эволюцию общей площади и размеров сухих пятен, общее количество, а также скорость роста и времена жизни сухих пятен в широком диапазоне тепловых нагрузок. На основе анализа собранной информации установлено, что средняя общая площадь сухих пятен и плотность центров парообразования при кипении воды линейно увеличиваются с ростом теплового потока в исследованном диапазоне. Продemonстрировано, что в период до начала стадии отрыва пузыря скорость роста сухих пятен постоянна, при этом среднее значение этой скорости повышается с увеличением теплового потока. Характерный максимальный размер сухих пятен оказывается практически вдвое меньше капиллярной постоянной. Полученные результаты, представленные в статье, свидетельствуют о том, что имеется огромный потенциал использования методов искусственного интеллекта, которые открывают новые перспективы для исследования двухфазных систем, моделирования теплообмена при кипении и прогнозирования кризисных явлений, связанных с неконтролируемым ростом сухих пятен.

Ключевые слова: кипение жидкости, эволюция сухих пятен, высокоскоростная визуализация, сверточные нейронные сети, U-Net, алгоритм трекинга, кипение воды

DOI: 10.56304/S0040363624601210

Эффективный отвод тепла является критически важной задачей для различных областей техники. Традиционно применение систем жидкостного охлаждения — один из способов решения данной задачи. Использование фазовых переходов, в частности кипения, в качестве основных рабочих процессов позволяет существенно сократить размеры и массу теплообменных устройств при сохранении теплообменных характеристик. Благодаря этому в настоящее время кипение нахо-

дит все более широкое применение в системах охлаждения и термостабилизации элементов микроэлектроники, включая охлаждение микрочипов с высокой интенсивностью тепловыделения [1, 2].

На теплообмен оказывают влияние кризисные явления, сопровождающиеся возникновением и ростом на нагревательной поверхности крупномасштабных несмоченных зон или так называемых сухих пятен. Формирование фундаментальных представлений о динамике сухих пятен при кипении жидкости в различных условиях имеет неоспоримую значимость для проектирования

¹ Работа выполнена в соответствии с государственным заданием ИТ СО РАН (тема № 121031800216-1 от 01.01.2021).

компактных и высокоэффективных систем охлаждения. В свою очередь, проведение экспериментальных исследований эволюции сухих пятен требует анализа огромного количества визуальной информации, и разработка подходов к автоматизации процессов обнаружения и отслеживания эволюции границ контакта трех фаз (жидкости, пара и сухих пятен) во времени позволит существенно повысить их эффективность.

Для исследования эволюции сухих пятен применяются три основных метода. Первый из них — высокоскоростная тепловизионная съемка [3–5]. К достоинствам данного метода можно отнести возможность получения полной в макроскопическом плане картины теплообмена, поскольку в рамках этого метода анализу подвергается распределение температуры на исследуемой поверхности. Тем не менее, метод имеет ряд ограничений, что не позволяет определять границы сухих пятен с достаточной точностью.

Второй метод — прямое наблюдение за сухими пятнами с помощью высокоскоростной видеокамеры [6, 7]. Для реализации этого метода используются прозрачные нагревательные поверхности, а видеосъемка осуществляется со стороны, обратной локализации исследуемых явлений. Данный подход позволяет исследовать быстро протекающие процессы, такие как образование и рост паровых пузырей, эволюция сухих пятен и области микрослоя жидкости на поверхности нагревателя. Результаты использования этого метода для экспериментального исследования особенностей динамики сухих пятен при кипении жидкостей с различными физическими свойствами в широком диапазоне тепловых потоков, а также при различных давлениях представлены в работах [6, 7]. Анализ этих результатов показывает, что, несмотря на высокую точность определения границ сухих пятен, разработка алгоритма их автоматической сегментации на основе визуальных данных является крайне трудной задачей в силу сложной контрастности изображений.

Третий, и один из наиболее популярных методов исследования эволюции сухих пятен, — метод полного внутреннего отражения, также используемый в экспериментах с применением прозрачных нагревательных поверхностей. Он основан на различии коэффициентов преломления жидкой и паровой фаз, а также коэффициента преломления нагреваемой подложки [8–11]. Данный метод позволяет получать контрастную картину, на которой отчетливо видны границы сухих пятен. Тем не менее в литературе практически отсутствует информация о локальных и динамических характеристиках индивидуальных сухих пятен, что особенно важно для моделирования теплообмена и кризисных явлений при кипении жидкости.

Развитие технологий машинного зрения позволяет в существенной мере автоматизировать процессы обработки визуальной информации. В настоящее время технологии машинного зрения, в частности сверточные нейронные сети, успешно применяются при обработке результатов экспериментальных исследований в области теплообмена при фазовых превращениях [12, 13]. В работе [14] с помощью сверточной нейронной сети архитектуры Mask R-CNN решалась задача сегментации паровых пузырей при обработке данных высокоскоростной видеосъемки. Результаты работы этой нейронной сети использовались для автоматического определения размеров и количества пузырей.

В работе [15] сверточные нейронные сети архитектур Mask R-CNN и U-Net применялись для автоматического анализа видеопотока в целях сегментации паровых пузырей, образующихся при кипении воды. Применение машинного зрения в этой работе позволило получить широкий набор данных о локальных характеристиках кипения, таких как скорость роста парового пузыря, плотность центров зародышеобразования, время жизни парового пузыря и его диаметр при отрыве.

В работе [16] для решения задачи сегментации паровых пузырей в процессе анализа экспериментальных данных по кипению жидкости в условиях вынужденной конвекции также использовалась сверточная нейронная сеть архитектуры U-Net. Посредством последующей обработки результатов сегментации в рассматриваемой работе были получены такие характеристики, как плотность центров зародышеобразования, диаметр парового пузыря и время его жизни.

В исследовании [17] был предложен основанный на глубоком обучении самоадаптивный статистический алгоритм для быстрого и автоматического извлечения параметров поведения пузырьков с помощью высокоскоростной визуализации сбоку от поверхности кипения. Для более точной сегментации в алгоритме были объединены сверточные нейронные сети U-Net и StarDist. В результате был получен массив данных по ключевым характеристикам кипения, включая плотность центров парообразования, диаметр и частоту отрыва пузыря, время роста пузыря и ожидания появления следующего пузыря на выделенном центре. Однако данные были получены в очень узком диапазоне тепловых нагрузок, что связано с ограничением возможности выделения и идентификации отдельных пузырей для такого типа визуализации при тепловых потоках более 150 кВт/м², что отмечалось ранее в работах [6, 18].

В [19] сверточная нейронная сеть архитектуры U-Net применялась для автоматического анализа результатов инфракрасной термографии в целях

сегментации температурного следа сухих пятен, образующихся в процессе кипения жидкости, и последующего исследования их эволюции во времени.

В подавляющем большинстве представленных работ сверточные нейронные сети успешно применялись при автоматизации процесса сегментации паровых пузырей при кипении жидкости. В то же время в литературе практически отсутствует информация об исследованиях, в которых нейронные сети применялись для автоматизации процесса сегментации сухих пятен. В рамках данной работы представлены результаты экспериментального исследования динамики сухих пятен, образовавшихся в процессе кипения воды, полученные с использованием системы машинного зрения, разработанной на базе сверточной нейронной сети архитектуры U-Net.

ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНАЯ УСТАНОВКА И ВЫСОКОСКОРОСТНАЯ ВИЗУАЛИЗАЦИЯ

Для исследования поведения сухих пятен в процессе кипения жидкости была использована установка, схема которой показана на рис. 1. Она

представляет собой емкость, помещенную в термостат, в нижней части которой установлен прозрачный нагревательный элемент. Нагревателем служит пленка ИТО (оксид индия и олова) толщиной 1 мкм, напыленная на сапфировую подложку толщиной 0.4 мм. Размер области тепловыделения составляет 22.7×22.7 мм. Тепловыделение происходило при пропускании постоянного тока через пленку. Кипение осуществлялось на поверхности сапфира, шероховатость которого составляла $Ra = 0.1$ мкм. Значение теплового потока q вычисляли по формуле

$$q = UI/A, \quad (1)$$

где U — напряжение на нагревателе; I — сила тока; A — площадь пленки ИТО.

Погрешность измерения теплового потока составляла 3%. Рабочей жидкостью в экспериментах служила деионизированная вода, полученная на установке “Merck” Direct-Q 3UV. Эксперименты проводили в условиях насыщения при атмосферном давлении.

Для визуализации динамики сухих пятен использовали высокоскоростную видеокамеру Phantom VEO410, расположенную с нижней сто-

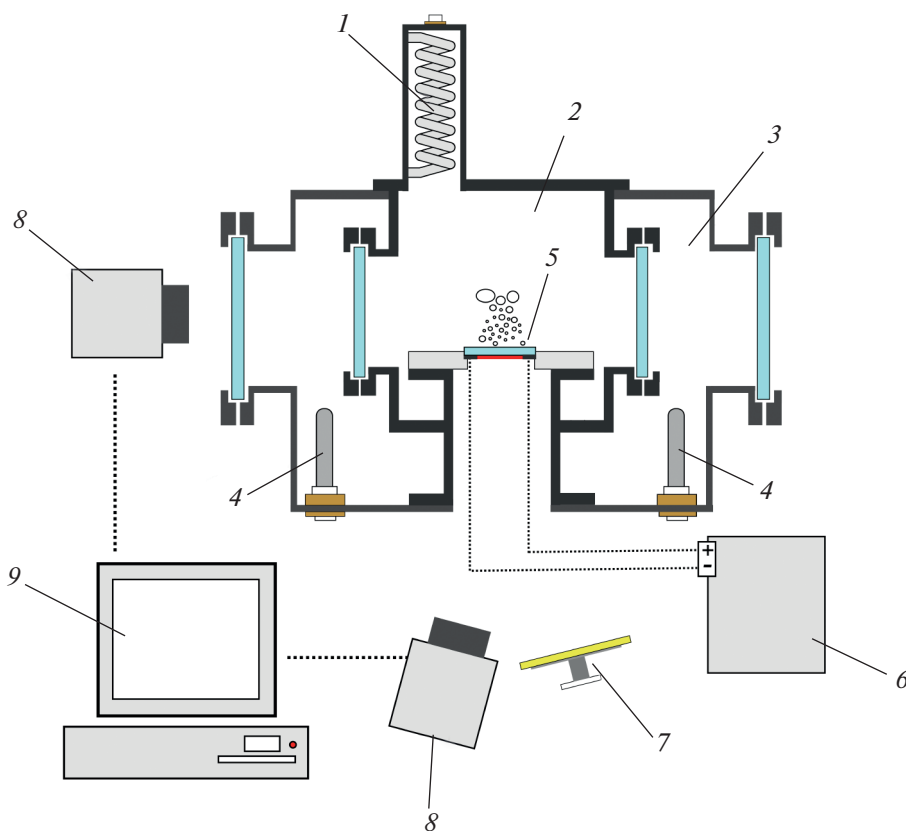


Рис. 1. Схема экспериментальной установки.

1 — конденсатор; 2 — рабочий объем; 3 — термостат; 4 — трубчатый электронагреватель термостата; 5 — нагреватель; 6 — источник питания; 7 — светодиод; 8 — высокоскоростная видеокамера; 9 — персональный компьютер

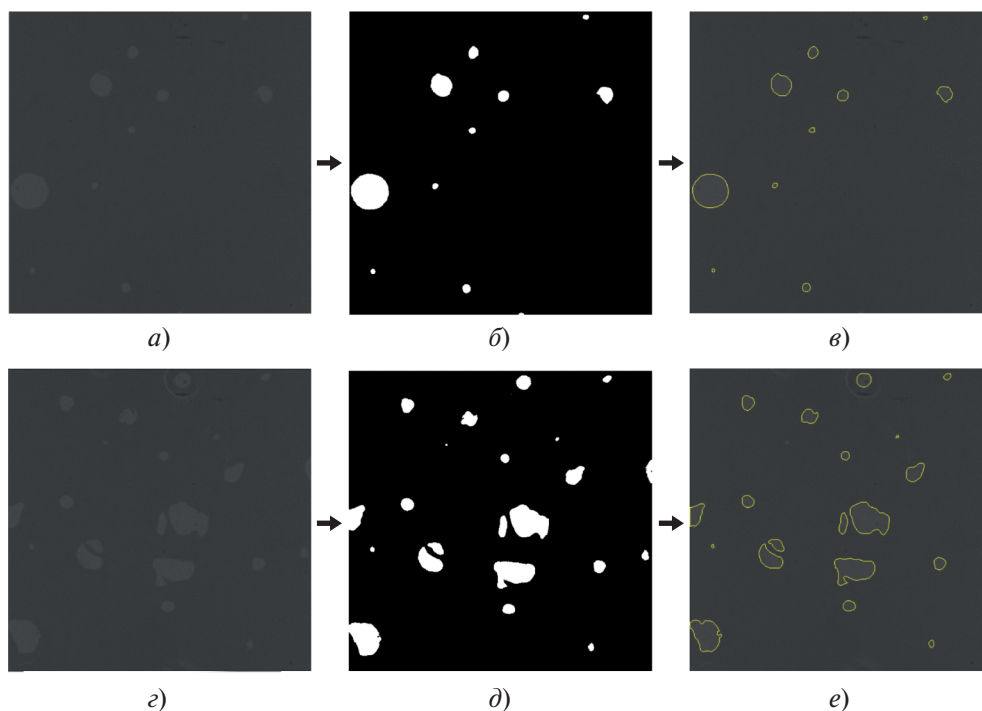


Рис. 2. Кадры визуализации сухих пятен при кипении воды, полученные с использованием светодиодной подсветки с нижней стороны прозрачного нагревателя (*а, г*), бинарные изображения сухих пятен для обучения (*б, д*), результаты сегментации сухих пятен, полученные с использованием обученной модели (*в, е*).
 q , кВт/м²: (*а–в*) – 111; (*г–е*) – 326

роны нагревательной поверхности. Частота съемки в экспериментах составляла 5200 кадров/с, разрешение – 28.3 мкм/пиксель. Ключевая особенность методики заключалась в подсветке белым светодиодом с нижней стороны прозрачного нагревателя. В результате того что вода и водяной пар имеют различные коэффициенты преломления, коэффициенты отражения на границе сред сапфир – вода и сапфир – пар различаются. В приближении малых углов коэффициент отражения ρ может быть вычислен следующим образом:

$$\rho = (n_1 - n_2)^2 / (n_1 + n_2)^2, \quad (2)$$

где n_1, n_2 – коэффициенты преломления среды 1 и 2.

С учетом значений коэффициентов преломления пара 1.002, воды 1.33 и сапфира 1.77 коэффициенты отражения для участков поверхности, покрытых водой и сухими пятнами, составляют 0.020 и 0.077 соответственно. При этом области тепловыделяющей поверхности под сухими пятнами отражают больший поток излучения, чем область, покрытая водой. Это обеспечивает высокую контрастность сухих пятен на изображении (рис. 2, *а, г*). В данном исследовании, в отличие от экспериментов с использованием светодиода, для изучения характеристик микрослоя [20] не требуется когерентность света, что упрощает выбор источника освещения.

МЕТОДОЛОГИЯ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

Предварительная обработка и описание архитектуры нейронной сети

Нейронные сети (нейросети) – это математические вычислительные модели, которые состоят из множества взаимосвязанных нейронов, обрабатывающих информацию. В процессе обучения нейросеть принимает входные данные (в настоящей статье – изображения), проходит через несколько слоев, где каждый слой извлекает определенные признаки, и в конечном итоге выдает результат.

Извлечение признаков происходит, главным образом, за счет сверточных слоев, для которых применяют набор фильтров к входным данным, что позволяет выделять различные характеристики изображения, такие как края, текстуры и формы. Каждый фильтр скользит по изображению, выполняя операцию свертки, которая включает в себя умножение значений пикселей на соответствующие значения фильтра и суммирование результатов. Это дает возможность сворачивать информацию и создавать карты признаков, которые представляют собой более абстрактные версии исходного изображения.

Кроме того, на выходе каждого сверточного слоя часто применяются функции активации, которые добавляют нелинейность в модель и тем

самым помогают моделировать сложные зависимости в данных. В качестве такой функции используют сигмоиду, которая обнуляет все отрицательные значения и оставляет положительные значения без изменений.

Обучение происходит путем настройки весов связей между нейронами на основе ошибок, которые сеть делает в своих предсказаниях. Этот процесс осуществляется с использованием алгоритма обратного распространения ошибки и оптимизационных методов, таких как градиентный спуск, что позволяет минимизировать функцию потерь и улучшать качество предсказаний модели.

Для задачи сегментации сухих пятен авторы применили сверточную нейронную сеть архитектуры U-Net. Эта архитектура была выбрана из-за способности эффективно работать с задачами семантической сегментации изображений благодаря особенностям своей структуры, которая состоит из энкодера и декодера, а также skip-соединений. Энкодер последовательно уменьшает размер изображения и извлекает его ключевые признаки, а декодер восстанавливает оригинальный размер изображения, одновременно увеличивая разрешение и точность локализации объектов, в нашем случае — сухих пятен, с помощью skip-соединений, способствующих сохранению пространственной информации, которую иначе можно потерять при последовательном уменьшении размера изображения.

В качестве энкодера была выбрана модель ResNet50, предобученная на датасете ImageNet, что позволяет улучшить качество сегментации благодаря использованию предварительно извлеченных признаков. Для формирования тренировочного, тестового и валидационного датасетов из изображений, являющихся кадрами из видео, полученными при проведении экспериментов, необходимо было произвести ручную разметку — создать бинарную маску каждого изображения, где 1 соответствует сухому пятну, а 0 — жидкости (рис. 2, б, д). Маска является эталонным результатом работы нейросети, и именно с помощью нее будет рассчитываться ошибка модели для обучения. Для начала были использованы инструменты обработки изображений из библиотеки OpenCV. Далее находили пороговое значение между сухими пятнами и жидкостью. Размер, форма и количество сухих пятен на исходном изображении зависят от теплового потока (рис. 2, а, е). В связи с этим для лучшей обобщающей способности нейросети тренировочный, тестовый и валидационный датасеты содержали в себе изображения и соответствующие маски для различных тепловых потоков.

Обучение и метрики

Тренировочный набор данных включал 1200 изображений, каждое из которых сопровождалось

соответствующей бинарной маской. Из них 600 изображений были получены в ходе эксперимента по кипению этанола на линии насыщения при различных тепловых потоках. Валидационный набор данных был составлен аналогичным образом с соблюдением тех же пропорций между изображениями, относящимися к разным тепловым потокам, и включал в общей сложности 600 изображений с соответствующими размеченными масками. Важно отметить, что изображения из тренировочного и валидационного наборов были сформированы из различных видео, что позволяло получить корректные значения метрики при тестировании.

Для оценки качества обучения была выбрана метрика IoU (Intersection over Union), которая используется для количественной оценки точности алгоритмов сегментации изображений. Эта метрика измеряет степень пересечения между предсказанной и истинной областями, отражая, насколько точно алгоритм воспроизводит реальный объект или область на изображении. Метрика IoU рассчитывается по формуле

$$\text{IoU} = F_{\cap} / F_{\cup}, \quad (3)$$

где $F_{\cap}$ — площадь области пересечения, в которой предсказание и истинная метка совпадают; $F_{\cup}$ — площадь области объединения предсказания и истинной метки.

В настоящей статье область пересечения — это количество совпадающих элементов, пикселей, между предсказанной сегментацией и истинной маской. Область объединения представляет собой общее количество элементов, охватываемых как предсказанной сегментацией, так и истинной маской. Таким образом, метрика IoU принимает значения от 0 до 1, где 0 означает полное отсутствие перекрытия между предсказанной и истинной областями, а 1 указывает на их полное совпадение.

Модель была обучена в течение 19 эпох с шагом обучения 10^{-4} и с использованием функции потерь Soft Dice Loss (SDL), рассчитываемой по формуле

$$\text{SDL} = 1 - 2 \sum_i p_i g_i + \epsilon / \left(\sum_i p_i + \sum_i g_i + \epsilon \right), \quad (4)$$

где p_i — предсказанная вероятность сухого пятна для пикселя i ; g_i — истинная метка для пикселя i ; ϵ — малое значение, добавляемое для предотвращения деления на ноль.

В ходе обучения ошибка приблизилась к нулю и стабилизировалась, выйдя на плато. При этом метрика IoU на валидационном наборе данных достигла значения 0.96, что свидетельствует о высокой точности модели в контексте поставленной задачи. Визуальная оценка сегментации для различных тепловых потоков (рис. 2, в, е)

также подтверждает качество работы модели: границы сухих пятен четко выделены, что позволяет исследовать их интегральные характеристики, такие как суммарная площадь сухих пятен, их количество в различные моменты времени. Таким образом, удалось успешно автоматизировать процесс сегментации сухих пятен, образующихся при кипении жидкости.

Описание алгоритма трекинга

Для изучения эволюции индивидуальных сухих пятен и определения их динамических и локальных характеристик в различные моменты времени был разработан алгоритм трекинга, предназначенный для отслеживания перемещений сухих пятен, их границ в пространстве и времени. На каждом кадре всем образовавшимся сухим пятнам присваивается уникальный идентификационный номер (хеш), с которым ассоциированы параметры площади и эффективного радиуса, координаты центра и номер текущего кадра, фиксирующий момент зарождения пятна. Эффективный радиус $R_{эф}$ вычисляется как радиус окружности, эквивалентной по площади сухому пятну:

$$R_{эф} = \sqrt{A_{с.п}/\pi}, \quad (5)$$

где $A_{с.п}$ — площадь сухого пятна.

На последующих кадрах для каждого сухого пятна определяется ближайшее соответствующее пятно с предыдущего кадра на основе евклидова расстояния, при этом минимальное расстояние не должно превышать эффективный радиус ближайшего пятна с предыдущего кадра, в противном случае фиксируется зарождение нового сухого пятна. Если для пятна с предыдущего кадра не удастся найти ближайшего кандидата на текущем кадре, номер текущего кадра фиксируется как момент завершения жизненного цикла данного пятна. В случае слияния пятен только одно из них продолжает свой жизненный цикл, тогда как остальные считаются завершившимися. Таким

образом, создается хеш-таблица, где каждому ключу соответствуют уникальное сухое пятно, динамика его площади, центра и эффективного радиуса, а также номера кадров, фиксирующие начало и конец жизненного цикла. Это позволяет исследовать эволюцию и индивидуальные характеристики сухих пятен в широком диапазоне тепловых потоков.

РЕЗУЛЬТАТЫ И ОБСУЖДЕНИЕ

Далее продемонстрировано, какие характеристики, связанные с эволюцией сухих пятен под паровыми пузырями при кипении жидкости в условиях большого объема, могут быть получены с использованием кадров высокоскоростной визуализации отраженного света от прозрачной поверхности и алгоритмов автоматической обработки данных, разработанных на базе сверточных нейронных сетей (рис. 3).

На первом этапе был проведен анализ данных по общей площади сухих пятен в зависимости от времени и плотности теплового потока. На рис. 4, а представлены зависимости относительной общей площади сухих пятен от времени при различных тепловых потоках. Данные были получены в результате суммирования площадей отдельных сухих пятен в заданный момент времени и нормирования на общую площадь исследуемой поверхности. На приведенных зависимостях прослеживается пульсационный характер изменения общей площади сухих пятен во времени при фиксированной тепловой нагрузке. Также на рисунке видно, что с увеличением плотности теплового потока происходит не только повышение средней площади сухих пятен, но и увеличение относительной амплитуды пульсаций, а площадь сухих пятен при тепловом потоке 655 кВт/м^2 может достигать 20% общей площади нагревателя. Путем осреднения по времени данных, представленных на рис. 4, а, была построена зависимость средней относительной площади сухих пятен от плотности теплового потока (рис. 4, б). На рисунке видно, что средняя

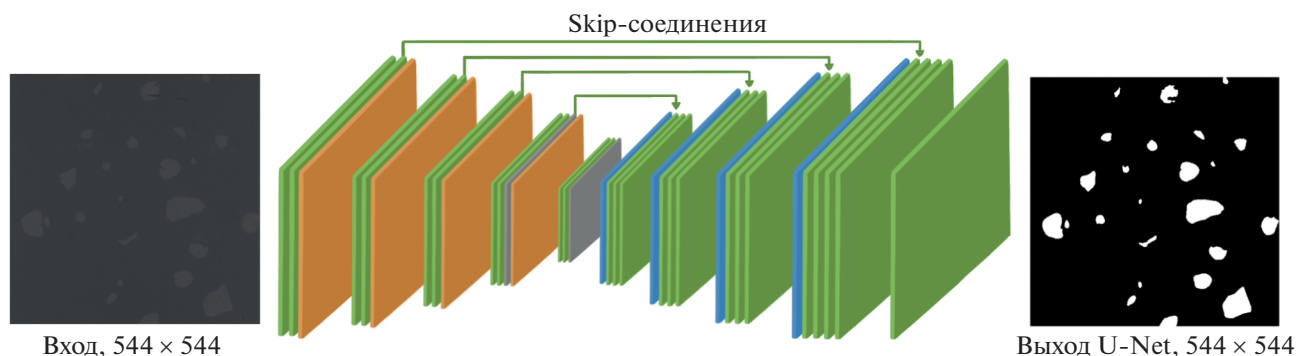


Рис. 3. Сверточная нейронная сеть архитектуры U-Net

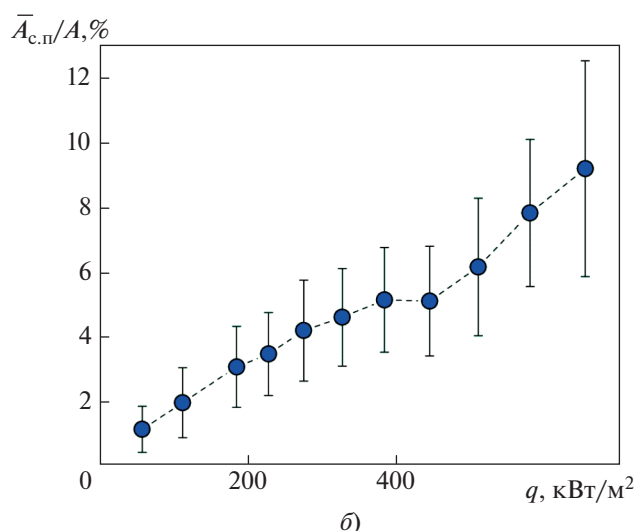
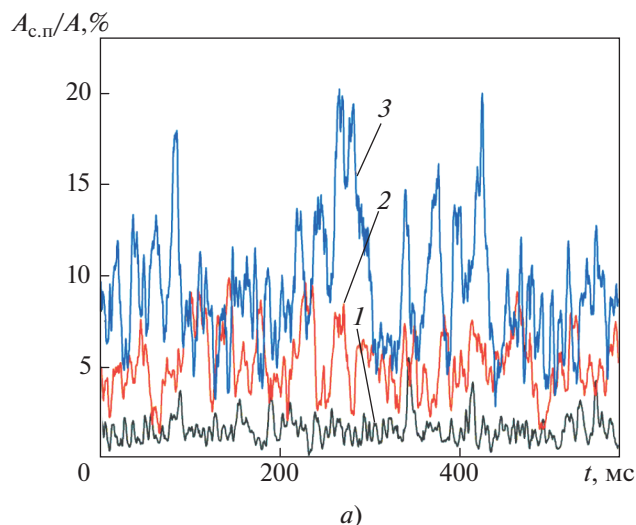


Рис. 4. Зависимости относительной общей площади сухих пятен $A_{с.п.}/A$ от времени t (а) и общей относительной средней площади сухих пятен $\bar{A}_{с.п.}/A$ от теплового потока (б).

q , кВт/м²: 1 – 111; 2 – 326; 3 – 655

площадь сухих пятен монотонно увеличивается с ростом тепловой нагрузки.

В этой статье авторы не стали проводить детальный анализ амплитудно-частотных колебаний общей площади сухих пятен, так как основной целью настоящей работы являлась демонстрация возможностей метода исследования на базе современных алгоритмов машинного обучения, хотя это, безусловно, будет одним из приоритетных направлений исследований в ближайшем будущем.

Также на кадрах, обработанных с использованием сверточных нейронных сетей и представленных на рис. 5, можно видеть, что сегментация отдельных сухих пятен позволяет измерить не только их общую площадь, но и их количество на поверхности в зависимости от времени и теплового потока. На рис. 6 видно, что количество пятен, а следовательно, и плотность центров парообразования (NSD, от англ. nucleus site density) практически не меняется со временем для разных тепловых потоков. Стоит отметить, что плотность центров парообразования является важной локальной характеристикой процесса кипения жидкости, которая оказывает огромное влияние на интенсивность теплообмена и применяется в ряде моделей описания теплоотдачи при кипении [21–24]. В то же время измерение данной характеристики с использованием традиционного метода визуализации может быть реализовано только в узком интервале тепловых потоков, что, безусловно, свидетельствует об огромном преимуществе описываемого в работе метода визуализации в комплексе с алгоритмом искусственного интеллекта для автоматической обработки.

Согласно анализу литературных данных, в настоящее время практически отсутствуют исследования эволюции индивидуальных сухих пятен. Как будет показано далее, использование алгоритма автоматической обработки на базе U-Net-архитектуры в комплексе с алгоритмом трекинга позволяет детально исследовать динамические

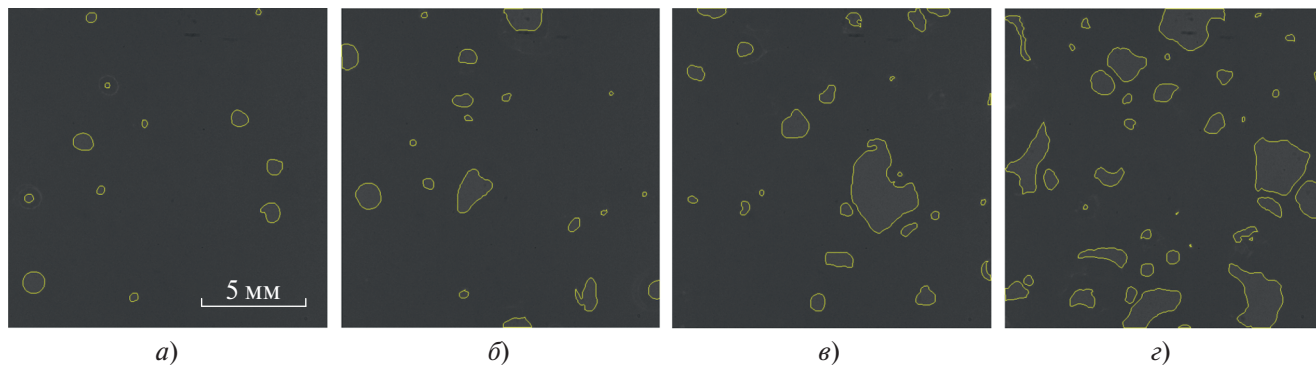


Рис. 5. Сегментированные кадры высокоскоростной визуализации сухих пятен при различных значениях теплового потока.
 q , кВт/м²: а – 111; б – 274; в – 444; г – 655

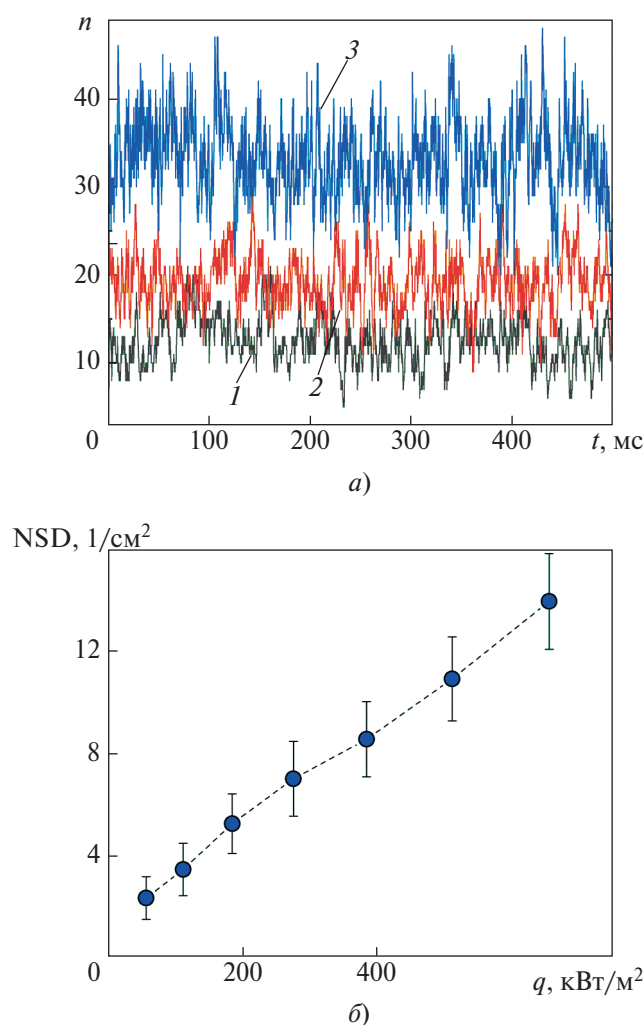


Рис. 6. Зависимости общего количества сухих пятен n от времени (а) и плотности центров парообразования от теплового потока (б).
 $q, kWt/m^2$: 1 – 111; 2 – 326; 3 – 655

характеристики всего ансамбля пузырей на видеозаписи в короткий промежуток времени.

На рис. 7, 8 приведены кадры эволюции сухих пятен и характерные зависимости эффективного радиуса индивидуальных сухих пятен от времени при кипении воды для фиксированного теплового потока. Полученные зависимости дают возможность измерить целый спектр динамических характеристик сухих пятен, включая скорость роста, максимальные размеры, времена жизни, которые соответствуют временам жизни паровых пузырей до момента отрыва, как было показано в работе [6]. Весь этот спектр характеристик составляет основу для моделирования теплообмена с использованием механистического подхода [21–24]. В частности, на рисунке видно, что размер пятен линейно увеличивается со временем на начальной стадии, что говорит о том, что ско-

рость роста сухих пятен постоянна, и это согласуется с данными, полученными ранее в работах [6, 7] на основе анализа высокоскоростной визуализации с нижней стороны прозрачного нагревателя при кипении воды и спирта. Однако также видно, что скорость роста сухих пятен для заданного теплового потока может различаться в некотором диапазоне, что, безусловно, связано с разницей в скорости роста пузырей, формирующихся в разных локальных зонах нагревательной поверхности, которая, в свою очередь, определяется локальным числом Якоба.

Далее было проведено усреднение значения скорости по всему ансамблю пузырей и построена зависимость скорости роста сухих пятен от плотности теплового потока (рис. 9, а). На рисунке видно, что средняя скорость роста сухих пятен увеличивается с повышением теплового потока, а данные согласуются с данными, полученными ранее в экспериментах [6, 7] для воды при кипении в области малых тепловых потоков при атмосферном давлении с использованием оптической высокоскоростной визуализации. Более того, на основе динамических характеристик были определены максимальные размеры сухих пятен при различных тепловых нагрузках для индивидуальных центров парообразования. Здесь стоит подчеркнуть, что в данном анализе не учитывались сухие пятна, которые формировались в результате слияния нескольких сухих пятен.

На рис. 9, б представлена зависимость среднего эффективного максимального диаметра сухих пятен $D_{эф}$, нормированного на капиллярную постоянную Λ , от плотности теплового потока. Видно, что с увеличением теплового потока для индивидуальных центров парообразования происходит незначительный рост максимального диаметра сухих пятен, который при кипении воды при атмосферном давлении приблизительно в 2 раза меньше капиллярной постоянной.

При сочетании алгоритмов машинного обучения и прецизионных оптических высокоскоростных методов можно в течение короткого промежутка времени и с высокой точностью, исключая влияние человеческого фактора, определить широкий спектр характеристик сухих пятен при кипении жидкости, в том числе эволюцию общей площади сухих пятен и их размеров, плотность центров парообразования, скорость роста и времена жизни пузырей и сухих пятен, которые необходимы для моделирования теплообмена и валидации численных расчетов с использованием, например, методов численного моделирования и отслеживания границ на основе VOF (Volume of Fluid) или LS (Level Set) [25].

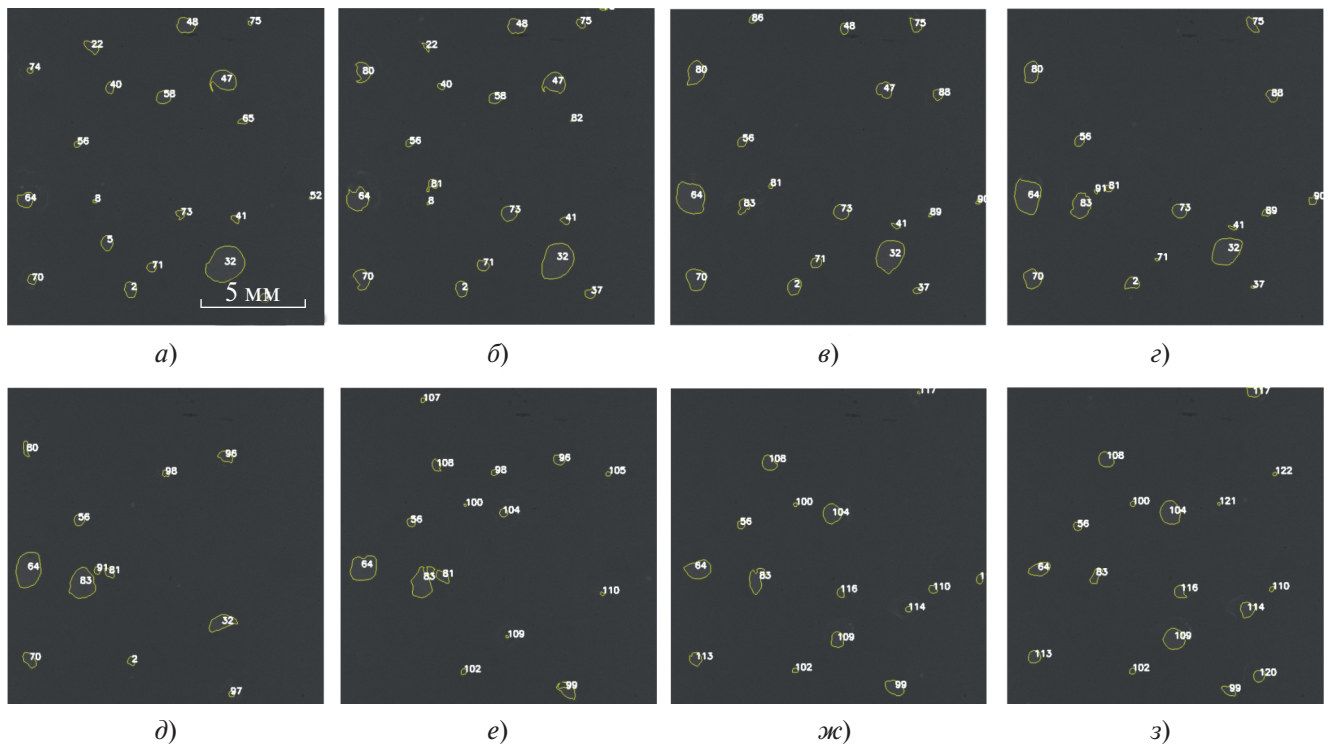


Рис. 7. Кадры эволюции сухих пятен во времени с реализованным алгоритмом трекинга.
 t , мс: а) 0; б) 0.77; в) 2.11; г) 3.08; д) 5.0; е) 6.74; ж) 8.08; з) 9.05

ВЫВОДЫ

1. Разработанный метод автоматической обработки данных с помощью сверточных нейронных сетей позволил с высокой точностью определить ключевые характеристики сухих пятен, включая их площадь, количество, плотность центров паробразования, скорость роста и время жизни. На основе полученной информации сделаны следующие выводы:

амплитуда пульсаций повышается с ростом тепловой нагрузки;

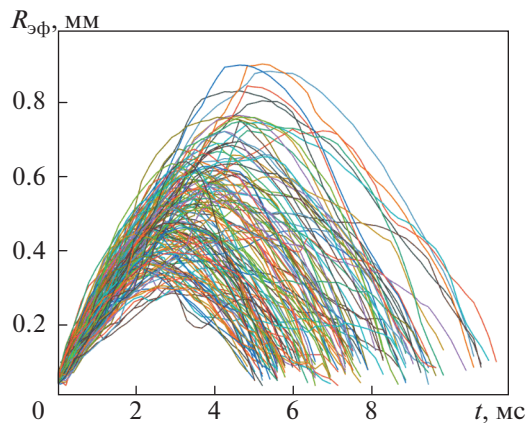


Рис. 8. Зависимость эффективного радиуса сухих пятен от времени при $q = 184 \text{ кВт/м}^2$

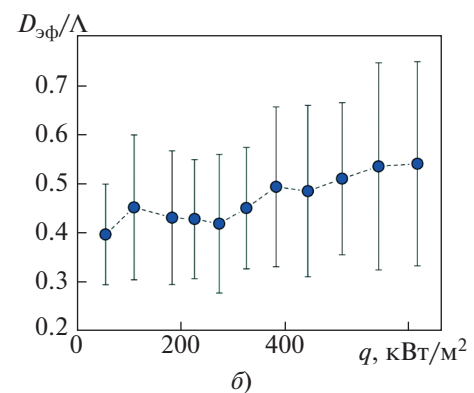
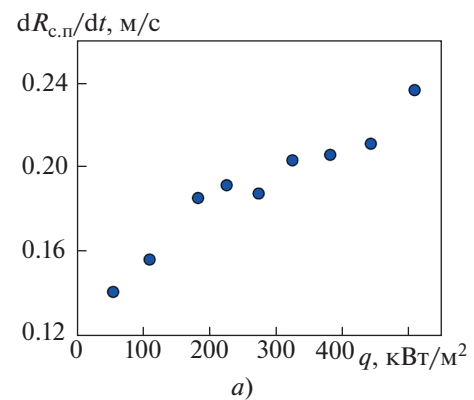


Рис. 9. Зависимость скорости роста сухих пятен $dR_{с.п.}/dt$ (а) и относительного диаметра $D_{эф}/\Lambda$ (б) сухих пятен от плотности теплового потока

средняя относительная площадь сухих пятен и плотность центров парообразования при кипении воды линейно увеличиваются с ростом теплового потока в исследованном диапазоне;

скорость роста сухих пятен остается постоянной на начальных этапах, при этом среднее значение этой скорости увеличивается с повышением теплового потока;

для индивидуальных центров парообразования характерный максимальный диаметр сухих пятен при атмосферном давлении не превышает половины капиллярной постоянной.

2. Полученные данные могут быть полезны не только для более глубокого понимания физики кипения, но и для моделирования кризиса кипения, который является следствием возникновения и неконтролируемого роста незамываемых сухих пятен. Выявление ключевых закономерностей поведения сухих пятен может быть ключом к более точному прогнозированию смены режимов кипения для широкого класса жидкостей в широком диапазоне изменения давления, что, безусловно, является задачей будущих исследований.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. **Fan S., Duan F.** A review of two-phase submerged boiling in thermal management of electronic cooling // *Int. J. Heat Mass Transfer*. 2020. V. 150. P. 119–324. <https://doi.org/10.1016/j.ijheatmasstransfer.2020.119324>
2. **Yuan Z., Reda S., Coskun A.K.** Compact thermal modeling of emerging cooling technologies for processors // *Embedded Cooling of Electronic Devices: Conduction, Evaporation, and Single- and Two-Phase Convection* / Ed. by Madhusudan Iyengar, Justin A. Weibel, Mehdi Asheghi. World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd, 2024. https://doi.org/10.1142/9789811279379_0001
3. **The boiling crisis phenomenon: Part II: dryout dynamics and burnout** / T.G. Theofanous, N.T. Dinh, A.T. Dinh, J.P. Tu // *Exp. Therm. Fluid Sci.* 2002. V. 26. No. 6–7. P. 793–810. [https://doi.org/10.1016/S0894-1777\(02\)00193-0](https://doi.org/10.1016/S0894-1777(02)00193-0)
4. **Kim D.E., Song J., Kim H.** Simultaneous observation of dynamics and thermal evolution of irreversible dry spot at critical heat flux in pool boiling // *Int. J. Heat Mass Transfer*. 2016. V. 99. P. 409–424. <https://doi.org/10.1016/j.ijheatmasstransfer.2016.04.009>
5. **Dry spot propagation during boiling crisis on thin metal heaters** / M. Bucci, J. Berce, M. Zupančič, M. Može, I. Golobič // *Appl. Therm. Eng.* 2024. V. 257. P. 124207.
6. **An experimental study of vapor bubbles dynamics at water and ethanol pool boiling at low and high heat fluxes** / A. Surtaev, V. Serdyukov, J. Zhou, V.V. Tumanov // *Int. J. Heat Mass Transfer*. 2018. V. 126. P. 297–311. <https://doi.org/10.1016/j.ijheatmasstransfer.2018.06.001>
7. **Surtaev A., Serdyukov V., Malakhov I.** Effect of subatmospheric pressures on heat transfer, vapor bubbles and dry spots evolution during water boiling // *Exp. Therm. Fluid Sci.* 2020. V. 112. P. 109974. <https://doi.org/10.1016/j.expthermflusci.2019.109974>
8. **Nishio S., Tanaka H.** Visualization of boiling structures in high heat-flux pool-boiling // *Int. J. Heat Mass Transfer*. 2004. V. 47. No. 21. P. 4559–4568. <https://doi.org/10.1016/j.ijheatmasstransfer.2003.07.033>
9. **Observation of critical heat flux mechanism in horizontal pool boiling of saturated water** / I.C. Chu, H.C. No, C.H. Song, D. Euh // *Nucl. Eng. Des.* 2014. V. 279. P. 189–199. <https://doi.org/10.1016/j.nucengdes.2014.03.013>
10. **Chu I.C., No H.C., Song C.H.** Visualization of boiling structure and critical heat flux phenomenon for a narrow heating surface in a horizontal pool of saturated water // *Int. J. Heat Mass Transfer*. 2013. V. 62. P. 142–152. <https://doi.org/10.1016/j.ijheatmasstransfer.2013.02.067>
11. **Kim D.E., Park J.** Visualization study of phase distribution on a boiling surface // *Exp. Therm. Fluid Sci.* 2021. V. 121. P. 110261. <https://doi.org/10.1016/j.expthermflusci.2020.110261>
12. **Использование нейронных сетей в теплофизических задачах атомной энергетики (обзор)** / А.Р. Забиров, А.А. Смирнова, Ю.М. Феофилактова, Р.А. Шевченко, С.А. Шевченко, Д.А. Яшников, С.Л. Соловьев // *Теплоэнергетика*. 2020. № 8. С. 5–20. <https://doi.org/10.1134/S004036362008010X>
13. **Suh Y., Chandramowlishwaran A., Won Y.** Recent progress of artificial intelligence for liquid-vapor phase change heat transfer // *npj Comput. Mater.* 2024. V. 10. No. 1. Article No. 65. <https://doi.org/10.1038/s41524-024-01223-8>
14. **Suh Y., Bostanabad R., Won Y.** Deep learning predicts boiling heat transfer // *Sci. Rep.* 2021. V. 11. No. 1. P. 5622. <https://doi.org/10.1038/s41598-021-85150-4>
15. **Deep learning segmentation to analyze bubble dynamics and heat transfer during boiling at various pressures** / I. Malakhov, A. Seredkin, A.N. Chernyavskiy, V. Serdyukov // *Int. J. Multiphase Flow*. 2023. V. 162. P. 104–402. <https://doi.org/10.1016/j.ijmultiphaseflow.2023.104402>
16. **Automated bubble analysis of high-speed subcooled flow boiling images using U-net transfer learning and global optical flow** / J.H. Seong, M. Ravichandran, G. Su, B. Phillips // *Int. J. Multiphase Flow*. 2023. V. 159. P. 104–336. <https://doi.org/10.1016/j.ijmultiphaseflow.2022.104336>
17. **Bubble behavior parameters extraction and analysis during pool boiling based on deep-learning method** / Y. Zhao, Z. Wang, Q. Liu, Y. Wu, J. Lyu // *Int. J. Multiphase Flow*. 2024. V. 180. P. 104979.
18. **Study of bubble growth in water pool boiling through synchronized, infrared thermometry and high-speed video** / C. Gerardi, J. Buongiorno, L.W. Hu, T.J. McKrell // *Int. J. Heat Mass Transfer*. 2010. V. 53. No. 19–20. P. 4185–4192. <https://doi.org/10.1016/j.ijheatmasstransfer.2010.05.041>

19. **Autonomous** and online detection of dry areas on a boiling surface using deep learning and infrared thermometry / M. Ravichandran, A. Kosolapov, G.M. Aguiar, B. Phillips // *Exp. Therm. Fluid Sci.* 2023. V. 145. P. 110879.
<https://doi.org/10.1016/j.expthermflusci.2023.110879>
20. **Kosolapov A., Phillips B., Bucci M.** Can LED lights replace lasers for detailed investigations of boiling phenomena? // *Int. J. Multiphase Flow*. 2021. V. 135. P. 103522.
<https://doi.org/10.1016/j.ijmultiphaseflow.2020.103522>
21. **Kurul N., Podowski M.Z.** Multidimensional effects in forced convection subcooled boiling // *Proc. of the 9th Intern. Heat Transfer Conf. Jerusalem, Israel, 19–24 Aug. 1990*.
22. **Benjamin R.J., Balakrishnan A.R.** Nucleate pool boiling heat transfer of pure liquids at low to moderate heat fluxes // *Int. J. Heat Mass Transfer*. 1996. V. 39. No. 12. P. 2495–2504.
[https://doi.org/10.1016/0017-9310\(95\)00320-7](https://doi.org/10.1016/0017-9310(95)00320-7)
23. **Kim M., Kim S.J.** A mechanistic model for nucleate pool boiling including the effect of bubble coalescence on area fractions // *Int. J. Heat Mass Transfer*. 2020. V. 163. P. 120453.
<https://doi.org/10.1016/j.ijheatmasstransfer.2020.120453>
24. **The wall** heat flux partitioning during the pool boiling of water on thin metallic foils / M. Zupančič, M. Bucci, P. Gregorčič, C. Wang // *Appl. Therm. Eng.* 2022. V. 200. P. 117638.
<https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2021.117638>
25. **Giustini G.** Modelling of boiling flows for nuclear thermal hydraulics applications – A brief review // *Inventions*. 2020. V. 5. No. 3. P. 47.
<https://doi.org/10.3390/inventions5030047>

Method for Detecting and Measuring Characteristics of Dry Boiling Spot Using Convolutional Neural Networks and High-Speed Visualization

A. S. Surtaev^{a, b, *}, P. O. Perminov^b, I. P. Malakhov^a, M. A. Polovnikov^{a, b}, and A. N. Chernyavsky^b

^a *Kutateladze Institute of Thermophysics, Siberian Branch, Russian Academy of Sciences, Novosibirsk, 630090 Russia*

^b *Novosibirsk State University, Novosibirsk, 630090 Russia*

*e-mail: surtaevas@gmail.com

Abstract—It is known that dry spots formed under steam bubbles during the boiling process have a huge impact on both local heat exchange and the development of crisis phenomena. In this study, new experimental information on the evolution of dry spots under vapor bubbles during liquid boiling was obtained using high-speed reflected light imaging, and an algorithm for automatic processing of experimental data based on U-Net convolutional neural networks was developed. It is shown that it is possible using machine learning models and high-precision optical high-speed methods to determine a wide range of characteristics of dry spots during liquid boiling in a short period of time and with high accuracy (without the influence of the human factor), including the evolution of the total area and size of dry spots, the density of vaporization centers, and the growth rate and lifetimes of dry spots in a wide range of thermal loads. Based on the analysis of the collected information, it was established that the average total area of dry spots and the density of vaporization centers during boiling water increase linearly with increasing heat flow in the studied range. It has been demonstrated that the growth rate of dry spots is constant in the period before the onset of the bubble detachment stage, with the average value of this rate increasing with increasing heat flux. The characteristic maximum size of dry spots turns out to be almost half the capillary constant. The results obtained, presented in the article, indicate that there is a huge potential for using artificial intelligence methods, which open up new prospects for studying two-phase systems, modeling heat transfer during boiling, and predicting crisis phenomena associated with uncontrolled growth of dry spots.

Keywords: liquid boiling, dry spot evolution, high-speed imaging, convolutional neural networks, U-Net, tracking algorithm, boiling water, vaporization centers