

УДК 536.24: 004.89

DOI: <https://doi.org/10.26583/npe.2026.3.08>

Оригинальная статья / Original paper

Методика определения параметров двухфазной среды с помощью средств компьютерного зрения

Н.В. Павлюковский, А.О. Толоконский, К.В. Куценко, Ю.А. Маслов, А.А. Савельев
НИЯУ МИФИ,

115409 Россия, г. Москва, Каширское шоссе, 31

Реферат. Системы детектирования двухфазных потоков все чаще привлекают пристальное внимание в области теплофизики. Однако инструменты, существующие для идентификации параметров потока, не могут быть применены на практике из-за многообразия структур потока, сложности и дороговизны, а также инвазивности. Целью данной работы является разработка доступной автоматизированной системы определения характеристик двухфазного потока теплоносителя с использованием методов компьютерного зрения. Данные, получаемые системой сбора параметров, в частности, видеопоток, позволили реализовать алгоритм детектирования паровых пузырей путем использования сверточной нейронной сети. Разработанная система позволяет определять ряд параметров двухфазного потока: объемное паросодержание, размеры паровых пузырей и их распределение по размерам. Проведена оценка точности определения размера детектируемых классов, показавшая погрешность измерения менее 10%. Система диагностики интегрирована с программно-техническим комплексом для автоматизированного сбора и контроля параметров в режиме реального времени. Данные, полученные в ходе экспериментов с помощью созданной системы, не противоречат теоретическим расчетам, что подтверждает работоспособность методов. В дальнейшем предлагается найти корреляции параметров двухфазного потока со спектром температурных флуктуаций перегрева теплоотдающей поверхности нагревателя.

Ключевые слова: двухфазный поток, паросодержание, кипение, компьютерное зрение, параметры двухфазной среды.

Для цитирования: Павлюковский Н.В., Толоконский А.О., Куценко К.В., Маслов Ю.А., Савельев А.А. Методика определения параметров двухфазной среды с помощью средств компьютерного зрения. *Известия вузов. Ядерная энергетика*. 2026;3:111–122. DOI: <https://doi.org/10.26583/npe.2026.3.08>

Введение

В теплообменном оборудовании и активных зонах реакторов с водяным теплоносителем необходимо иметь возможность диагностирования состояния теплоно-

сителя в режиме реального времени для обеспечения безопасной эксплуатации. В связи с этим в настоящее время проводятся исследования по диагностике закипания и кризису теплоотдачи с использованием различных методов.

В работе [1] был предложен метод ультразвукового профилирования UVP (Ultrasonic Velocity Profile), сочетающий ультразвуковой датчик и программное обеспечение на основе быстрого преобразования Фурье (БПФ) для различения определения скоростей жидкостей и пузырей в вертикальном потоке. Удалось получить приемлемые результаты определения скоростей жидкости и пузырьков газа, имеющих размеры 0,5–1 мм. Однако для пузырей размером 2–3 мм расхождение с реальными данными составило 4%. Развивая данную методику, Cui X. и He Y. [2] предложили фреймворк, сочетающий в себе сложные сети для классификации режимов течения в вертикальных системах с газожидкостным двухфазным течением. В отличие от традиционных методов, опирающихся на визуальное наблюдение, их подход использует данные высокоскоростной визуализации для построения и анализа структуры режимов течения. Стоит упомянуть работу [3], где авторы использовали распределенные акустические и волоконно-оптические датчики для детектирования акустических вибраций, вызванных течением жидкости. В работе [4] представлена методика классификации режимов двухфазного потока с использованием единственного ультразвукового сенсора. Методика использует алгоритм извлечения признаков на основе вейвлет-анализа для обработки сигналов и с последующей классификацией методом k -ближайших соседей (k -NN). Как результат, средняя ошибка классификации составила $\approx 11,40\%$ со стандартным отклонением 2,20%.

Совершенно иной подход к такому роду систем представляют собой методы, использующие датчики другого рода [5, 6], которые в отличие от указанных выше акустических подходов находят свое применение в условиях непостоянных форм детектируемых фаз. В качестве примера следует привести работу [7], где использовался оптический канальный датчик (OCBFS), измеряющий расход в газожидкостных системах на основе детектирования фазовых переходов, который показал хорошие результаты в решении задачи идентификации двухфазного потока с ошибкой в 15% при низких расходах газа. Лучшей точности удалось достичь авторам [8], где использовались датчик проводимости, CNN-нейросеть и вейвлет-обработка. Такой анализ позволил достичь точности в 98%. Все же даже такой подход имеет свои ограничения, связанные с изменчивостью форм идентифицируемых фаз, геометрией рассматриваемого эксперимента и непосредственным влиянием ультразвука на характеристики двухфазного потока.

В связи с этими ограничениями возникает необходимость разработки нового неинвазивного принципа определения характеристик двухфазных потоков – компьютерного зрения [9, 10].

На основании анализа источников следует вывод, что существующие на сегодняшний момент методы хоть и достаточно точно выполняют поставленную задачу по детектированию и идентификации параметров двухфазного потока, но сложны в реализации и требуют дорогостоящего оборудования. Целью данной работы было создание доступной системы, способной определять объемное паросодержание двухфазного потока, а также размеры и форму пузырей пара по видеопотоку в режиме реального времени.

Методика проведения экспериментов

Разрабатываемая система диагностики течения и прогнозирования кипения основана на методах компьютерного зрения, которые в дальнейшем будут внедрены на теплогидравлическом стенде в НИЯУ МИФИ [11]. Для проверки работы и отладки разрабатываемой системы была изготовлена экспериментальная установка с рабочим участком (рис. 1) и проведены эксперименты в условиях большого объема дистиллированной воды под атмосферным давлением.

В качестве рабочего участка использовался цилиндрический электрический нагреватель диаметром $d = 0,8$ см. Питание нагревателя осуществлялось переменным током, в экспериментах измерялись ток и напряжение на рабочем участке, затем рассчитывалась плотность теплового потока q . Температуры поверхности нагревателя и в объеме воды измерялись при помощи низкотемпературных термодпар типа ХК(А) класса 1. Погрешность в определении температуры состояла из погрешности дискретизации 24-битных АЦП (которые являются ключевым элементом программно-технического комплекса (ПТК), обеспечивая оцифровку данных, приходящих с датчиков), а также погрешности измерения температуры при помощи термодпар. Погрешность измерения последних составила $0,14^\circ\text{C}$, что обеспечивает суммарную погрешность определения температуры в 1%.

Точность определения электрической мощности, подводимой к нагревателю, обусловлена использованием лабораторных вольтметра и амперметра, предел допустимой погрешности которых составляет 0,5%. Таким образом, погрешность определения электрической мощности составила не более 1%.

В экспериментах были получены кривые кипения воды при различных недогревах воды до температуры насыщения θ . На рисунке 2 представлена кривая кипения воды в условиях насыщения $\theta = 0^\circ\text{C}$. По мере увеличения теплового потока перегрев поверхности монотонно возрастает (участок АВ), теплоотдача на

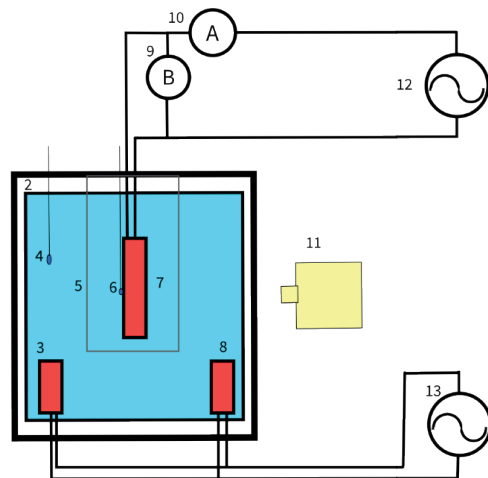


Рис. 1. Схема проводимого эксперимента: 1 – теплоизоляция; 2 – рабочий объем; 3, 8 – вспомогательные тепловыделяющие элементы для поддержания температуры в объеме; 4, 6 – термодпары в объеме и тепловыделяющем элементе соответственно; 5 – защита от конвективного потока; 7 – рабочий участок; 9 – вольтметр; 10 – амперметр; 11 – цифровая камера; 12, 13 – источники переменного напряжения

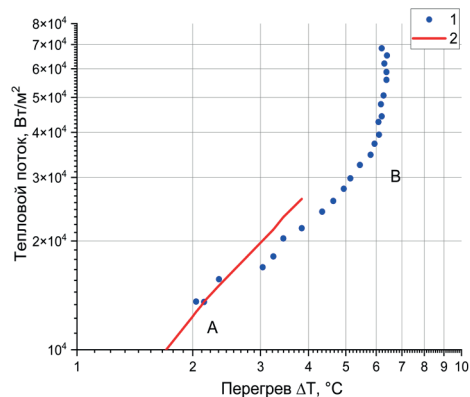


Рис. 2. Кривая кипения воды в условиях насыщения при атмосферном давлении: 1 – результаты эксперимента; 2 – расчет по формуле (1)

этом участке осуществляется в режиме естественной конвекции, что подтверждается расчетом по формулам [12] с точностью не хуже, чем $\pm 20\%$:

$$\begin{cases} q = 0,135\Delta T\lambda\left(\frac{g\beta\Delta T}{\nu\alpha H}\right)^{1/3}, & \text{турбулентный режим } Ra \geq 2 \cdot 10^7 \\ q = 0,54\Delta T\lambda\left(\frac{g\beta\Delta T}{\nu\alpha}\right)^{1/4}, & \text{ламинарный режим } Ra < 2 \cdot 10^7, \end{cases} \quad (1)$$

где ΔT — перепад температуры между теплоотдающей поверхностью и жидкостью, К; λ — коэффициент теплопроводности, Вт/(м·К); g — ускорение свободного падения, м/с²; β — температурный коэффициент объемного расширения, 1/К; ν — кинематическая вязкость, м²/с; α — коэффициент температуропроводности, м²/с; H — характерный размер нагревателя, м.

При достижении точки В ($\Delta T \approx 5,8^\circ\text{C}$, $q \approx 3,4 \cdot 10^4$ Вт/м²) на поверхности нагревателя образуются центры парообразования и происходит смена режимов теплоотдачи от конвективного режима к режиму пузырькового кипения. После закипания (точка В) перегрев поверхности меняется достаточно слабо.

Для измерения температуры поверхности рабочего участка и температуры воды в объеме использовался программно-технический комплекс ПТК. Записи видеоматериалов осуществлялись с помощью бытовой камеры с разрешением 1280×1024 и частотой 120 кадров в секунду, собираемых с помощью ПТК с последующей обработкой.

Данная задача — классический пример задачи обнаружения (детектирования), для решения которой в последнее десятилетие все чаще используют нейросети [13]. В качестве отправной точки для реализации разрабатываемой системы была выбрана модель YOLO [14, 15], которая представляет собой сверточную нейронную сеть для обнаружения объектов в режиме реального времени. В случае, если центр предмета попадает в границы ячейки, то последняя в дальнейшем позволит определить параметры объекта (координаты рамки, класс объекта). Каждая ячейка предсказывает как координаты ограничивающих рамок (bounding box), так и вероятность нахождения объекта (объектов, если в ячейке их несколько).

Для того, чтобы модель эффективно работала, необходимо обучить ее на большом наборе данных. В процессе обучения модель калибрует веса своей сверточной сети (CNN) для достижения минимальной ошибки предсказания. Причина выбора описанной модели — минимальные требования к реализации и скорость работы, что позволяет использовать данную сеть для нахождения объектов в режиме реального времени. Сохраненные видео были обработаны покадрово с помощью созданного скрипта на языке программирования Python и собраны около 100000 уникальных изображений.

При отборе данных, используемых для обучения модели, было решено осуществлять поиск следующих объектов (классов): тепловыделяющий элемент (Rod), паровой пузырь в потоке (Buble), пузырь на поверхности нагревателя (Buble_rod), граница (boundary) для измерения расстояния на кадре.

Результаты

В результате экспериментов были получены 500 разнообразных аннотированных изображений, на которых была обучена модель YOLOv11m для детектирования объектов в режиме реального времени [16]. Обучение происходило на базе графического процессора (GPU: Nvidia GeForce RTX3050 TI laptop) с заданным размером изображений на входе 736x736, с количеством изображений за итерацию, равным единице, количество эпох – 100 шт.

Результат обучения модели показал, что нейросеть успешно детектирует искомые классы со средней точностью 0,82. Классы Rod и Boundary определяются с точностью 0,995. Для классов Bubble и Bubble_rod точность составляла 0,58 и 0,82 соответственно. В наибольшей степени связано это с экранированием объектов «Bubble» классом «Bubble_rod», который большую часть времени находится ближе к камере.

Результат постобработки видео в режиме реального времени, поступающего с камеры, представлен на рис. 3. Можно сделать вывод, что модель позволяет детектировать все четыре класса, указанных ранее. Также предложенный программный код постобработки позволяет определять количество объектов класса «Bubble» и «Bubble_rod», объемное паросодержание, истинные размеры всех детектируемых объектов путем перевода размера в пикселях в реальный.

Для более удобного анализа в режиме реального времени был реализован вывод распределения пузырей на нагревателе по среднему радиусу (рис. 4а), а также распределение продольного радиуса от поперечного радиуса детектируемых пузырей (рис. 4б).

На основании анализа данных можно сделать два основных вывода:

- распределение паровых пузырей близко к логнормальному распределению [17];

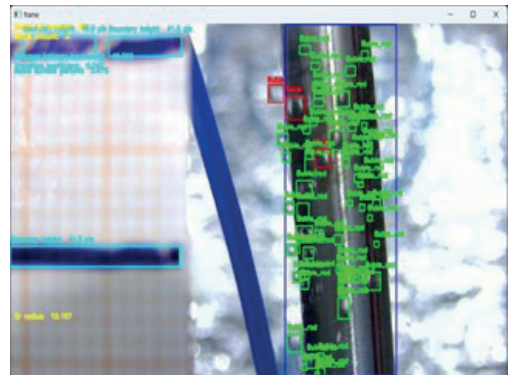


Рис. 3. Результат работы нейросети на примере изображения

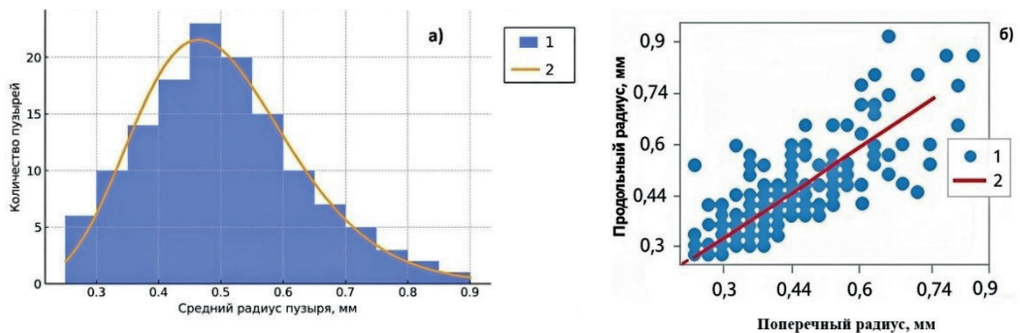


Рис. 4. Экспериментальные результаты после обработки нейросетью при $q = 9,6 \text{ кВт/м}^2$, $\Delta T = 4,6^\circ\text{C}$: а) 1 – распределение пузырей по среднему радиусу; 2 – логнормальное распределение, б) 1 – зависимость продольного радиуса паровых пузырей от поперечного радиуса

• на поверхности нагревателя пузыри при малых радиусах сохраняют сферическую форму.

Определим объемное пристенное паросодержание $\varphi = \frac{V''}{V}$ как отношение объема паровой фазы в пристенном слое V'' к его объему V .

Расчет пристенного объемного паросодержания проводился по формуле

$$\varphi = \frac{n \cdot \frac{4}{3} \pi R_0^3}{2R_0} = \frac{\pi D_0^2 n}{6}, \quad (2)$$

где n – плотность центров парообразования; R_0 – отрывной радиус парового пузыря по результатам экспериментов; D_0 – отрывной диаметр парового пузыря по результатам экспериментов. Используя результаты работы [18], для расчета пристенного объемного паросодержания получим

$$\varphi \approx \frac{\pi \left(1 - \operatorname{erf} \left(\frac{\varepsilon}{\sqrt{2}} (f(T_w, T_{\text{кр}1}, T_s) - 1) \right) \right)}{6}, \quad (3)$$

где $\varepsilon = \frac{h_{\text{ср}}}{\sigma_h}$ – параметр шероховатости; $h_{\text{ср}}$ – средняя высота впадин; σ_h – среднеквадратичное отклонение (для гладких, хорошо обработанных поверхностей $\varepsilon = 5$ [18], согласно ГОСТ 2789-73); T_w – температура стенки нагревателя; $T_{\text{кр}1} = 108^\circ\text{C}$ – температура, соответствующая первому критическому тепловому потоку $q_{\text{кр}1}$; T_s – температура насыщения. Функция $f(T_w, T_{\text{кр}1}, T_s)$ определяется по формуле

$$f(T_{hs}, T_{av}, T_s) = \frac{\exp \left(\frac{r \Delta T_{\text{кр}1}}{R_g T_{\text{кр}1} T_s} \right) - 1}{\exp \left(\frac{r \Delta T}{R_g T_w T_s} \right) - 1}, \quad (4)$$

где r – скрытая теплота парообразования; $\Delta T_{\text{кр}1} = \Delta T_{\text{кр}1} - T_s$; R_g – газовая постоянная для пара; ΔT – перегрев стенки нагревателя.

На рисунке 5 представлена зависимость φ от перегрева поверхности ΔT для насыщенной воды.

Различие между экспериментальными и расчетными данными обусловлено ошибкой идентификации объектов класса «Bubble» и «Bubble_rod», также

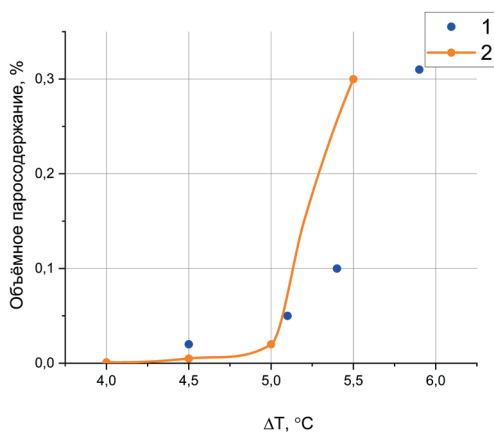


Рис. 5. Зависимость пристенного объемного паросодержания при разных тепловых потоках при температуре насыщения (атмосферное давление): 1 – полученные экспериментальные данные; 2 – расчет

экранировкой паровых пузырей на нагревателе пузырями в объеме, что приводит к уменьшению объемного паросодержания в экспериментах. Для увеличения точности детектирования вышеуказанных классов можно использовать несколько камер с более высоким разрешением видео.

С целью проверки работоспособности алгоритма и определения погрешности измерений был проведен опыт по определению размера шарообразного объекта с изначально известными размерами. Была проведена серия экспериментов, где размеры шара измерялись при помощи созданной системы. Погрешность определения размера детектируемого объекта по разработанной методике оказалась менее 8%.

На рисунке 6 представлены экспериментальные данные после представленной ранее обработки по зависимости толщины парового слоя в зависимости от перегрева поверхности нагревателя $\Delta T = T_w - T_s$ от температуры насыщения при различных недогревах жидкости θ (где θ – разница температуры насыщения воды при атмосферном давлении и температуры жидкости).

Как видно из рисунка, в условиях насыщения при $\theta = 0^\circ\text{C}$ характерный размер паровой фазы практически совпадает с результатом расчета отрывного размера парового пузыря $D_{\text{отр}}$ по формуле Фрица [20]

$$D_{\text{отр}} = 0,01 \cdot \Theta \cdot \sqrt{\frac{\sigma}{g(\rho' - \rho'')}}, \quad (5)$$

где Θ – краевой угол (для расчета было выбрано значение 70° ввиду шероховатости поверхности [21]); σ – коэффициент поверхностного натяжения жидкости; g – ускорение свободного падения; ρ' , ρ'' – плотности жидкости и пара соответственно. На основании обработки экспериментальных данных предложена обобщающая зависимость толщины парового слоя $\delta_{\text{пар}}(\Delta T, \theta)$ от недогрева θ и перегрева от температуры насыщения:

$$\delta_{\text{пар}}(\Delta T, \theta) = D_{\text{отр}} - 0,67e^{-0,03\theta} + 0,24\Delta T e^{-0,15\theta}, \quad (6)$$

Можно также отметить, что в недогретой жидкости характерная толщина парового слоя растет с увеличением перегрева ΔT и уменьшается с ростом недогрева жидкости.

Представляет интерес сравнение толщины парового слоя $\delta_{\text{пар}}$ с толщиной перегретого пограничного слоя δ_t выше температуры насыщения. Для толщины теплового пограничного слоя δ с температурой выше насыщения можно получить оценку

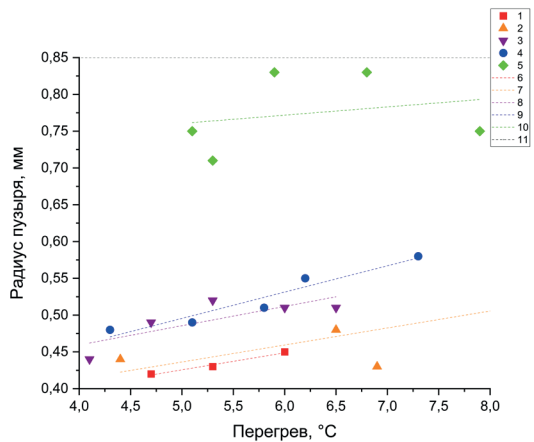


Рис. 6. Зависимость размера пузыря пара от перегрева ΔT при недогревах $\theta = 20, 15, 10, 5, 0^\circ\text{C}$ соответственно; 1 – 5 – результаты измерений; 6 – 10 – линейная аппроксимация результатов измерений; 11 – результат расчета размера парового пузыря по формуле (5)

$$\delta_m \approx \frac{1}{0,135} \left(\frac{va}{g\beta} \right)^{\frac{1}{3}} \frac{T_w - T_s}{(T_w - T_s + \theta)^{\frac{4}{3}}}, \quad (7)$$

Расчеты показали, что толщина слоя δ существенно меньше, чем толщина пристенного парового слоя. Таким образом, при своем росте в условиях насыщения в воде под атмосферным давлением паровой пузырь «приподнимает» тепловой пограничный слой. Такая модель роста парового пузыря [22] наблюдается только при числах Якоба

$Ja = \frac{c_p \Delta T \rho'}{\rho'' L} > 1$ (для проведенных экспериментов составил порядка 10).

Заключение

В результате выполнения работы с помощью доступного оборудования была разработана методика, способная идентифицировать жидкую и паровую фазы в режиме реального времени. Получена зависимость толщины пристенного двухфазного слоя от перегрева поверхности выше температуры насыщения и недогрева воды.

На основании полученных данных можно сделать вывод, что системы компьютерного зрения могут быть использованы для нахождения корреляций между температурой, давлением, расходом теплоносителя и пристенным объемным паросодержанием, а также микрохарактеристиками кипения в энергетических установках.

Литература

1. Wongsaroj W., Hamdani A., Thong-un N., Takahashi H., Kikura H. Ultrasonic measurement of velocity profile on bubbly flow using fast Fourier transform (FFT) technique. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*. 2017;249(1):012011. DOI: <https://doi.org/10.1088/1757-899x/249/1/012011>
2. Cui X., He Y., Li M., Cao W., Gao Z. Complex network-based framework for flow pattern identification in vertical upward oil–water two-phase flow. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*. 2025;662:130351. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.physa.2025.130351>
3. Zhang K.P., Ku H.C., He X.G., Lu H.L., Zhang M., Guo C.B. Measurement of gas and liquid flow rates in two-phase pipe flows with distributed acoustic sensing. *Measurement*. 2025;250:117137. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2025.117137>
4. Jha D.K., Ray A., Mukherjee K., Chakraborty S. Classification of two-phase flow patterns by ultrasonic sensing. *Journal of Dynamic Systems, Measurement and Control*. 2013;135(2):024503. DOI: <https://doi.org/10.1115/1.4007555>
5. Poelma C. Measurement in opaque flows: a review of measurement techniques for dispersed multiphase flows. *Acta Mechanica*. 2020;231(6):2089–2111. DOI: <https://doi.org/10.1007/s00707-020-02683-x>
6. Di Nunno F., Alves Pereira F., de Marinis G., Di Felice F., Gargano R., Miozzi M., Granata F. Deformation of air bubbles near a plunging jet using a machine learning approach. *Applied Sciences*. 2020;10(11):3879. DOI: <https://doi.org/10.3390/app10113879>
7. Condruc I., Kipping R., Maestri R., Kryk H., Schleicher E., Hampel U. Gas flow rate measurement in two-phase flows using an optical channel body flow sensor. Design and validation of the single-channel prototype. *Flow Measurement and Instrumentation*. 2025;104:102901. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.flowmeasinst.2025.102901>

8. Shi Y., Sun Y., Wang M., Zhang S., Yang Z. Flow pattern recognition for horizontal gas-liquid two-phase flow with a hybrid deep-learning model. *Flow Measurement and Instrumentation*. 2025;102:102829. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.flowmeasinst.2025.102829>
9. Suh Y., Bostanabad R., Won Y. Deep learning predicts boiling heat transfer. *Scientific reports*. 2021;11(1):5622. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41598-021-85150-4>
10. Paz C., Cabarcos A., Concheiro M., Conde-Fontenla M. Classification of boiling regimes, fluids, and heating surfaces through deep learning algorithms and image analysis. *International Journal of Heat and Mass Transfer*. 2025;242:126829. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijheatmasstransfer.2025.126829>
11. Лауар Суфиан, Делов М.И., Литвинцова Ю.Е., Кузьменков Д.М., Мурадян К.Ю., Навасар-
дян М.В., Куценко К.В. Теплогидравлический стенд для разработки новых решений в области
использования цифровых двойников объектов атомной энергетики. *Известия вузов. Ядерная
энергетика*. 2020;2:122–134. DOI: <https://doi.org/10.26583/npe.2020.2.11>
12. Лыков А.В. Теория теплопроводности: учебное пособие для студентов теплотехниче-
ских специальностей высших учебных заведений. Москва: Высшая школа, 1967, 599 с. URL:
<https://djvu.online/file/xgw6k0PwkBfEk> (дата обращения 02.11.2025).
13. Liu W., Wang Z., Liu X., Zeng N., Liu Y., Alsaadi F.E. A survey of deep neural network archi-
tectures and their applications. *Neurocomputing*. 2017;234:11–26. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2016.12.038>
14. Ultralytics Home. Ultralytics YOLO Docs. URL: <https://docs.ultralytics.com/> (дата об-
ращения 02.11.2025).
15. Jiang P., Ergu D., Liu F., Cai Y., Ma B. A Review of Yolo algorithm developments. *Procedia
computer science*. 2022;199:1066–1073. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2022.01.135>
16. Srivastava S., Divekar A.V., Anilkumar C., Naik I., Kulkarni V., Pattabiraman V. Comparative
analysis of deep learning image detection algorithms. *Journal of Big data*. 2021;8(1):66. DOI:
<https://doi.org/10.1186/s40537-021-00434-w>
17. Лазакович Н.В., Сташуленок С.П., Яблонский О.Л. Курс теории вероятностей. Минск:
Электронная книга БГУ, 2003. URL: [https://dl.libcats.org/genesis/32000/548250e754e0e74d
6f4331c38c592829/_as/\[Lazakovich_N.V.,_Stashulenok_S.P.,_Yablonsky_O.L.\(libcats.org\).pdf](https://dl.libcats.org/genesis/32000/548250e754e0e74d6f4331c38c592829/_as/[Lazakovich_N.V.,_Stashulenok_S.P.,_Yablonsky_O.L.(libcats.org).pdf)
(дата обращения 02.11.2025).
18. Balakin B.V., Delov M.I., Kosinska A., Kutsenko K.V., Lavrukhin A.A. Heat transfer during
transition to nucleate boiling. *International Journal of Heat and Mass Transfer*. 2015;91:1101–1105.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijheatmasstransfer.2015.08.026>
19. Лабунцов Д.А., Ягов В.В. Механика двухфазных систем. М.: Издательский дом МЭИ,
2016, 384 с. ISBN 978-5-383-00964-2. URL: [https://techlibrary.ru/b2/2t1a1b1u1o1x1p1c_2l.2
h._3n1d1p1c_2j.2j._2u1f1w1a1o1j1l1a_1e1c1u1w1v1a1i1o2c1w_1s1j1s1t1f1n._2016.pdf](https://techlibrary.ru/b2/2t1a1b1u1o1x1p1c_2l.2h._3n1d1p1c_2j.2j._2u1f1w1a1o1j1l1a_1e1c1u1w1v1a1i1o2c1w_1s1j1s1t1f1n._2016.pdf) (дата
обращения 02.11.2025).
20. Несис Е.И. О механизме отрыва пузырьков от несмачиваемой горизонтальной плоско-
сти. Доклады Академии наук. Российская академия наук, 1965,165(4):871–873. URL: [https://
www.mathnet.ru/links/8142f906003ca3f43bcd9e4bf455814e/dan31905.pdf](https://www.mathnet.ru/links/8142f906003ca3f43bcd9e4bf455814e/dan31905.pdf) (дата обращения
02.11.2025).
21. Исламова А.Г., Феоктистов Д.В., Орлова Е.Г. Влияние шероховатости на поверхностную
энергию и смачиваемость поверхностей меди и стали. *Вестник Тюменского государственного
университета. Серия: Физико-математическое моделирование. Нефть, газ, энергетика*.
2021;7(1(25)):60–78. DOI: <https://doi.org/10.21684/2411-7978-2021-7-1-60-78>
22. Zuber N. The dynamics of vapor bubbles in nonuniform temperature fields. *International
Journal of Heat and Mass Transfer*. 1961;2(1–2):83–98. DOI: [https://doi.org/10.1016/0017-
9310\(61\)90016-3](https://doi.org/10.1016/0017-9310(61)90016-3)

Поступила в редакцию 18.12.2025

После доработки 03.06.2026

Принята к опубликованию 10.09.2026

Авторы

Павлюковский Никита Валерьевич, аспирант,

E-mail: pavliukovskiy@yandex.ru

Толоконский Андрей Олегович, к.т.н., доцент,

E-mail: aotolokonskij@mephi.ru

Куценко Кирилл Владленович, к.т.н., доцент,

E-mail: kvkutsenko@mephi.ru

Маслов Юрий Александрович, к.т.н., доцент,

E-mail: yamaslov@mephi.ru

Савельев Александр Александрович, ст. преподаватель,

E-mail: aasavelev@mephi.ru

UDC 536.24: 004.89

Methodology for Determining Parameters of a Two-Phase Medium Using Computer Vision Tools

Pavliukovski N.V., Tolokonski A.O., Kutsenko K.V., Maslov Yu.A., Savelev A.A.

MEPhI,

31 Kashirskoe Sh., 115409 Moscow, Russia

Abstract

Detection systems for two-phase flows are attracting increasing attention in the field of thermal physics and nuclear engineering. However, existing tools for identifying flow regime parameters often cannot be applied in practice due to the wide variety of flow structures, inherent complexity and high cost, as well as their invasive nature, which disturbs the flow under study. The primary goal of this work is to develop a straightforward, non-invasive system for determining the characteristics of a coolant two-phase flow utilizing computer vision methods. Data acquired by the parameter acquisition system, specifically the video stream, enabled the implementation of an algorithm for steam bubble detection based on a convolutional neural network (CNN). The developed system allows for the determination of key two-phase flow parameters, including the void fraction, steam bubble sizes, and their size distribution. An accuracy assessment of the detected bubble size classes was conducted, demonstrating a measurement error of less than 10%. The diagnostic system is fully integrated with a software and hardware complex for automated real-time data acquisition and parameter monitoring. The experimental data obtained using the created system are consistent with theoretical calculations, thereby validating the employed methods. For future work, it is proposed to investigate correlations between the identified two-phase flow parameters and the spectrum of wall superheat temperature fluctuations. This research direction aims to enhance the understanding of heat transfer mechanisms and could contribute to the development of advanced monitoring and predictive maintenance tools for thermal-hydraulic systems.

Keywords: two-phase flow, void fraction, boiling, computer vision, two-phase medium parameters.

For citation: Pavliukovski N.V., Tolokonski A.O., Kutsenko K.V., Maslov Yu.A., Savelev A.A. Methodology for Determining Parameters of a Two-Phase Medium Using Computer

Vision Tools. *Izvestiya vuzov. Yadernaya Energetika*. 2026;3:111–122. DOI: <https://doi.org/10.26583/npe.2026.3.08> (in Russian).

References

1. Wongsaroj W., Hamdani A., Thong-un N., Takahashi H., Kikura H. Ultrasonic measurement of velocity profile on bubbly flow using fast Fourier transform (FFT) technique. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*. 2017;249(1):012011. DOI: <https://doi.org/10.1088/1757-899x/249/1/012011>
2. Cui X., He Y., Li M., Cao W., Gao Z. Complex network-based framework for flow pattern identification in vertical upward oil–water two-phase flow. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*. 2025;662:130351. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.physa.2025.130351>
3. Zhang K.P., Ku H.C., He X.G., Lu H.L., Zhang M., Guo C.B. Measurement of gas and liquid flow rates in two-phase pipe flows with distributed acoustic sensing. *Measurement*. 2025;250:117137. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2025.117137>
4. Jha D.K., Ray A., Mukherjee K., Chakraborty S. Classification of two-phase flow patterns by ultrasonic sensing. *Journal of Dynamic Systems, Measurement and Control*. 2013;135(2):024503. DOI: <https://doi.org/10.1115/1.4007555>
5. Poelma C. Measurement in opaque flows: a review of measurement techniques for dispersed multiphase flows. *Acta Mechanica*. 2020;231(6):2089–2111. DOI: <https://doi.org/10.1007/s00707-020-02683-x>
6. Di Nunno F., Alves Pereira F., de Marinis G., Di Felice F., Gargano R., Miozzi M., Granata F. Deformation of air bubbles near a plunging jet using a machine learning approach. *Applied Sciences*. 2020;10(11):3879. DOI: <https://doi.org/10.3390/app10113879>
7. Condruc I., Kipping R., Maestri R., Kryk H., Schleicher E., Hampel U. Gas flow rate measurement in two-phase flows using an optical channel body flow sensor. Design and validation of the single-channel prototype. *Flow Measurement and Instrumentation*. 2025;104:102901. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.flowmeasinst.2025.102901>
8. Shi Y., Sun Y., Wang M., Zhang S., Yang Z. Flow pattern recognition for horizontal gas-liquid two-phase flow with a hybrid deep-learning model. *Flow Measurement and Instrumentation*. 2025;102:102829. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.flowmeasinst.2025.102829>
9. Suh Y., Bostanabad R., Won Y. Deep learning predicts boiling heat transfer. *Scientific reports*. 2021;11(1):5622. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41598-021-85150-4>
10. Paz C., Cabarcos A., Concheiro M., Conde-Fontenla M. Classification of boiling regimes, fluids, and heating surfaces through deep learning algorithms and image analysis. *International Journal of Heat and Mass Transfer*. 2025;242:126829. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijheatmasstransfer.2025.126829>
11. Lavar Sufian, Delov M.I., Litvintsova Yu.E., Kuzmenkov D.M., Muradyan K.Yu., Navasardyan M.V., Kutsenko K.V. A thermohydraulic flow loop for developing novel solutions in the field of using digital twins for nuclear power facilities. *Izvestiya vuzov. Yadernaya Energetika*. 2020;2:122–134. DOI: <https://doi.org/10.26583/npe.2020.2.11> (in Russian).
12. Lykov A.V. Theory of Heat Conduction. Moscow, Vysshaya Shkola Publ., 1967, 599 p. URL: <https://djvu.online/file/xgw6k0PwkBfEk> (accessed 02.11.2025) (in Russian).
13. Liu W., Wang Z., Liu X., Zeng N., Liu Y., Alsaadi F.E. A survey of deep neural network architectures and their applications. *Neurocomputing*. 2017;234:11–26. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2016.12.038>
14. Ultralytics Home. Ultralytics YOLO Docs. URL: <https://docs.ultralytics.com/> (accessed Nov. 02, 2025).

15. Jiang P., Ergu D., Liu F., Cai Y., Ma B. A Review of Yolo algorithm developments. *Procedia computer science*. 2022;199:1066–1073. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2022.01.135>
16. Srivastava S., Divekar A.V., Anilkumar C., Naik I., Kulkarni V., Pattabiraman V. Comparative analysis of deep learning image detection algorithms. *Journal of Big data*. 2021;8(1):66. DOI: <https://doi.org/10.1186/s40537-021-00434-w>
17. Lazakovich N.V., Stashulenok S.P., Yablonskii O.L. *Kurs teorii veroyatnostei*. Minsk, Elektronaya kniga BGU, 2003. URL: [https://dl.libcats.org/genesis/32000/548250e754e0e74d6f-4331c38c592829/_as/\[Lazakovich_N.V.,_Stashulenok_S.P.,_Yablonsky_O.L.\(libcats.org\).pdf](https://dl.libcats.org/genesis/32000/548250e754e0e74d6f-4331c38c592829/_as/[Lazakovich_N.V.,_Stashulenok_S.P.,_Yablonsky_O.L.(libcats.org).pdf) (accessed Nov. 02, 2025) (in Russian).
18. Balakin B.V., Delov M.I., Kosinska A., Kutsenko K.V., Lavrukhin A.A. Heat transfer during transition to nucleate boiling. *International Journal of Heat and Mass Transfer*. 2015;91:1101–1105. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijheatmasstransfer.2015.08.026>
19. Labuncov D.A., Yagov V.V. Mechanics of two-phase systems. Moscow, MEI Publ., 2016, 384 p. ISBN 978-5-383-00964-2. URL: https://techlibrary.ru/b2/2t1a1b1u1o1x1p1c_2l2h_3n1d-1p1c_2j2j_2u1f1w1a1o1j1l1a_1e1c1u1w1v1a1i1o2c1w_1s1j1s1t1f1n_2016.pdf (accessed Nov. 02, 2025) (in Russian).
20. Nesis E.I. On the mechanism of bubble detachment from a non-wettable horizontal plane. *Dokl. Academy of Sciences. Russian Academy of Sciences*. 1965,165(4):871–873. URL: <https://www.mathnet.ru/links/8142f906003ca3f43bcd9e4bf455814e/dan31905.pdf> (accessed Nov. 02, 2025) (in Russian).
21. Islamova A.G., Feoktistov D.V., Orlova E.G. Influence of the copper and steel surfaces' roughness on surface energy and wettability. *Tyumen State University Herald. Physical and Mathematical Modeling. Oil, Gas, Energy*. 2021;7(1(25)):60–78. DOI: <https://doi.org/10.21684/2411-7978-2021-7-1-60-78> (in Russian).
22. Zuber N. The dynamics of vapor bubbles in nonuniform temperature fields. *International Journal of Heat and Mass Transfer*. 1961;2(1–2):83–98. DOI: [https://doi.org/10.1016/0017-9310\(61\)90016-3](https://doi.org/10.1016/0017-9310(61)90016-3)

Authors

Nikita V. Pavliukovski, PhD Student,

E-mail: pavliukovskiy@yandex.ru

Andrei O. Tolokonski, Associate Professor, Cand. Sci. (Engineering),

E-mail: aotolokonskij@mephi.ru

Kirill V. Kutsenko, Associate Professor, Cand. Sci. (Engineering),

E-mail: kvkutsenko@mephi.ru

Yury A. Maslov, Associate Professor, Cand. Sci. (Engineering),

E-mail: yamaslov@mephi.ru

Aleksandr A. Savelev, Senior Tutor,

E-mail: aasavelev@mephi.ru