

ПАРОТУРБИННЫЕ, ГАЗОТУРБИННЫЕ,
ПАРОГАЗОВЫЕ УСТАНОВКИ
И ИХ ВСПОМОГАТЕЛЬНОЕ ОБОРУДОВАНИЕ

МОДЕЛИРОВАНИЕ ДВИЖЕНИЯ КАПЕЛЬ
В МЕЖЛОПАТОЧНОМ КАНАЛЕ СОПЛОВОЙ ТУРБИННОЙ РЕШЕТКИ
С ПРИМЕНЕНИЕМ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ¹

© 2025 г. В. А. Тищенко^а, В. В. Попов^а *, И. Ю. Гаврилов^а, В. Г. Грибин^а, А. А. Тищенко^а,
К. А. Бердюгин^а, Д. Г. Соколов^а, А. О. Смирнов^а **

^аНациональный исследовательский университет “Московский энергетический институт”,
Красноказарменная ул., д. 14, Москва, 111250 Россия

*e-mail: PopovViV@mpei.ru

**e-mail: SmirnovAOI@mpei.ru

Поступила в редакцию 12.11.2024 г.

После доработки 29.11.2024 г.

Принята к публикации 04.12.2024 г.

Рассмотрен вопрос применения нейронных сетей для анализа характера движения капель в межлопаточных каналах турбомашин. Выполнено численное исследование потока капель в сопловой турбинной решетке в широком диапазоне режимов течения паровой среды и параметров жидкой фазы. Для расчетов использовалась экспериментально верифицированная модель движения жидкой фазы. Теоретическое число Маха за решеткой варьировалось от 0.4 до 0.9, относительная плотность жидкой фазы – от 1800 до 5100, диаметр капель – от 5 до 205 мкм, начальный коэффициент скольжения капель – от 0.1 до 0.9 и начальный угол рассогласования векторов скоростей пара и капель – от -15° до $+15^\circ$. Выявлена степень влияния различных параметров на характер движения влаги через межлопаточный канал и оседание ее на поверхность лопатки. В результате численного моделирования был сформирован набор из примерно 1 млн капель, использовавшийся для обучения нейронных сетей. На основе анализа этих данных разработан алгоритм применения нейронных сетей для прогнозирования поведения первичных капель в турбинной решетке. Алгоритм включает в себя две нейронные сети: первая решает задачу бинарной классификации по определению возможности соударения капли с лопаткой, вторая прогнозирует характер их взаимодействия с поверхностью лопатки. Для тестирования работы этого алгоритма использовался набор данных, которые не были задействованы в обучении, но находились в том же диапазоне параметров. Тестовый набор состоял из трех режимов течения с четырьмя различными диаметрами капель. Корень среднеквадратической ошибки на тестовой выборке при определении относительной координаты оседания капли на лопатке составил 5.2%, а безразмерного коэффициента энергии соударения – 1.5%. При оценке временных затрат на моделирование было установлено, что алгоритм с использованием нейронных сетей работает более чем в 100 раз быстрее, чем его ближайший аналог.

Ключевые слова: паровые турбины, турбинная решетка, влажный пар, эрозионно-опасная влага, газодинамика двухфазных сред, ступень турбины, нейронные сети, траектории капель

DOI: 10.56304/S0040363624601258

Важной особенностью отсеков паровых турбин, работающих в области влажного пара, является присутствие жидкой фазы в потоке. Процессы, обусловленные наличием влаги в проточной части, негативно влияют на экономичность и надежность паротурбинных установок. При течи влажного пара в проточной части турбины капли жидкости взаимодействуют с поверхностями сопловых лопаток, на которых формируется водяная пленка. При срыве пленки в потоке по-

являются крупные капли, вызывающие эрозионный износ поверхностей рабочих лопаток [1]. Для борьбы с этим явлением применяются активные и пассивные методы.

Пассивные методы направлены на предотвращение каплеударной эрозии путем упрочнения поверхностей рабочих лопаток, например, с помощью закалки входной кромки [2] или нанесения эрозионно-стойких покрытий [3]. Также к пассивным методам относится изменение траекторий движения капель в канале сопловой решетки благодаря профилированию лопатки [4].

¹ Работа выполнена при финансовой поддержке Российского научного фонда (грант № 23-19-00445 от 15.05.2023).

С помощью активных методов борются с крупной влагой — причиной появления эрозионного износа. Наиболее распространенным методом является отсос влаги из проточной части через сепарационные щели, расположенные на поверхности сопловых лопаток [5].

Большие перспективы по снижению эрозионного износа показали обогрев сопловых лопаток [6] и дробление жидкой фазы струей выдуваемого в проточную часть пара [7]. Эффективность подобных решений определяется множеством факторов, которые зависят от конструкции и исполнения устройств и оборудования, а также параметров влажно-парового потока [8]. Поэтому для проектирования высокоэкономичных и надежных паровых турбин требуются подробные и достоверные данные о движении влаги в элементах проточных частей.

К настоящему времени накоплен большой опыт проектирования и эксплуатации паровых турбин. Однако вопросы, связанные с формированием и движением жидкой фазы, по-прежнему актуальны. Это обусловлено сложностью изучения процессов, протекающих во влажно-паровых потоках в подобных условиях. Такая задача является комплексной [9]. С помощью существующих расчетных методов можно моделировать движение потоков влажного пара [10]. При этом уточнение численных моделей по результатам экспериментальных исследований с применением современных методик [11] позволяет обеспечить достоверность получаемых данных, которые довольно подробно и точно характеризуют состояние потока пара, течение первичной влаги, формирование и движение жидких пленок, их разрушение и образование вторичных капель [12]. Однако проводить подобные расчеты крайне сложно и ресурсоемко. Это существенно ограничивает использование таких методик при проектировании влажно-паровых отсеков турбомашин и систем влагоудаления.

Одним из перспективных направлений оптимизации моделирования движения влаги в проточных частях турбомашин является применение нейронных сетей. Главное преимущество этого направления — обобщение независимых параметров и поиск взаимосвязей между ними. Нейронные сети успешно используются для замещения газодинамических расчетов в турбомашине [13]. При этом моделирование с помощью нейронных сетей обладает большим преимуществом в ресурсоемкости над существующими расчетными методами и позволяет значительно ускорить процессы проектирования и оптимизации проточных частей.

В настоящей работе представлен подход к использованию нейронной сети для определения характеристик частиц жидкой фазы в сопловой

решетке паровой турбины. Благодаря наличию экспериментально верифицированной модели движения жидкой фазы в межлопаточном канале [14] стало возможным подготовить набор данных для обучения нейронной сети. При моделировании рассмотрено движение первичной влаги в межлопаточном канале в широком диапазоне начальных и режимных параметров.

ОПИСАНИЕ ПОДХОДА К МОДЕЛИРОВАНИЮ ДВИЖЕНИЯ КАПЕЛЬ В СОПЛОВОЙ ТУРБИННОЙ РЕШЕТКЕ

В качестве объекта исследования в работе рассматривали сопловую турбинную решетку. Исследовали движение влажного пара через решетку и взаимодействие капель с поверхностью лопатки. Моделирование проводили в двумерной постановке (2D-моделирование) с использованием разработанной и экспериментально верифицированной модели движения влаги [14]. 2D-моделирование существенно упрощает расчеты и является важным и необходимым этапом при переходе к более сложным трехмерным задачам.

Далее приведены геометрические характеристики сопловой решетки:

Хорда профиля b , мм.....	67.5
Толщина выходной кромки $\Delta_{кр}$, мм	0.7
Шаг решетки t , мм	48.5
Угол, град:	
выхода эффективный $\alpha_{эф}$	17.6
установки α_y	43.1
Горло решетки, мм.....	14.7

В рамках рассматриваемого подхода моделирование движения потока влажного пара в межлопаточном канале выполняли в два этапа. На первом этапе рассчитывали параметры паровой фазы с помощью верифицированного CFD-кода [10]. На втором этапе использовали модель движения влаги [12], реализованную в собственном программном коде, для расчета движения капель в полученном поле параметров пара. При проведении исследования значения параметров, оказывающих существенное влияние на поведение капель в межлопаточном канале, варьировали в широком диапазоне [9].

Расчетная схема для моделирования движения капель в сопловой турбинной решетке представлена на рис. 1. В качестве основного потока рассматривали пар. Граничные условия были заданы параметрами полного торможения на входе в канал 1 и статическим давлением на выходе из него 2. Канал вокруг сопловой лопатки 4 был описан периодическими границами 3, отстоящими одна от другой на расстояние шага решетки t . При мо-

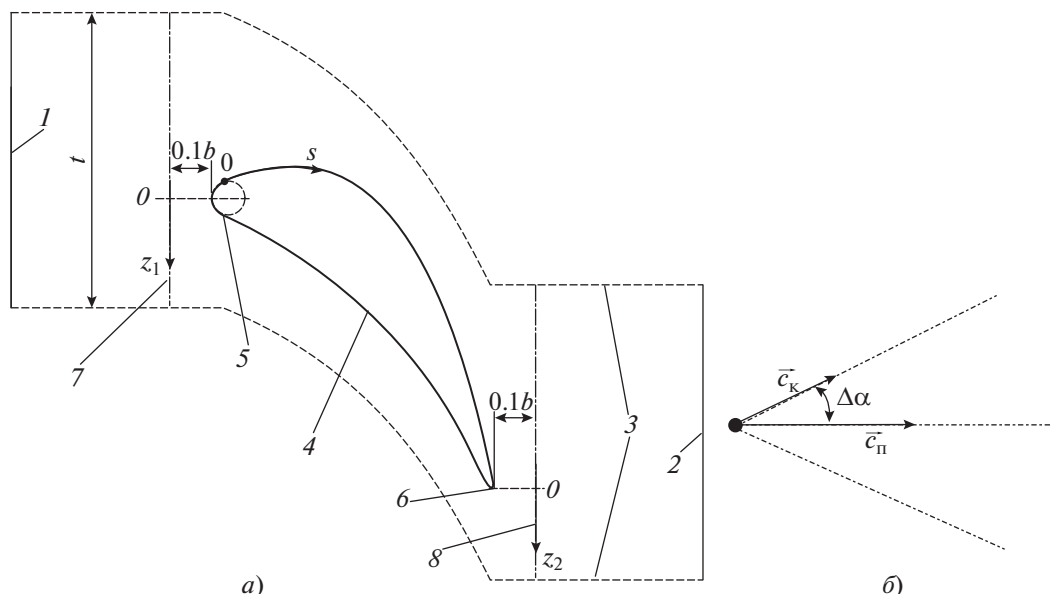


Рис. 1. Расчетная схема для моделирования течения влажного пара в сопловой турбинной решетке (а) и схема обтекания капли паром (б).

1, 2 – сечение на входе в канал и выходе из него; 3 – периодическая граница; 4 – сопловая лопатка; 5, 6 – входная и выходная кромки лопатки; 7, 8 – линии на расстоянии $0.1b$ от входной и выходной кромок; t – шаг решетки; b – хорда профиля; z_1 – координата вдоль шага на линии 7, отсчитываемая от центра окружности, вписанной во входную кромку; z_2 – координата вдоль шага на линии 8, отсчитываемая от центра окружности, вписанной в выходную кромку; s – координата вдоль обвода профиля лопатки; $\Delta\alpha$ – угол рассогласования векторов скоростей пара \vec{c}_n и капель \vec{c}_k ; 0 – точка начала отсчета

делировании потока влаги на входе в решетку 1 впрыскивали первичные капли, имеющие различные размеры и векторы скорости. Для дальнейшего подробного анализа поведения влаги в межлопаточном канале фиксировали параметры капель перед входной кромкой лопатки 5, на линии 7, за выходной кромкой 6 и на линии 8. Также регистрировали параметры капель при их оседании на поверхности лопатки.

При расчете параметров главного потока режим течения в канале определялся теоретическим числом Маха за решеткой M_{1r} , и исследовался при $M_{1r} = 0.4-0.9$ путем изменения перепада давления на решетку. Также при варьировании давления полного торможения на входе изучали влияние относительной плотности жидкой фазы $\bar{\rho} = \rho_k/\rho_n$ (здесь ρ_k, ρ_n – плотность воды в каплях и паровой фазы) в диапазоне от 1800 до 5100.

При моделировании движения потока через решетку изменяли диаметр капель d_k в диапазоне от 5 до 205 мкм, начальный коэффициент скольжения капель на входе $v = |\vec{c}_k|/|\vec{c}_n|$ в диапазоне от 0.1 до 0.9 и начальный угол рассогласования векторов скоростей капель и пара на входе $\Delta\alpha = \vec{c}_k \wedge \vec{c}_n$ в диапазоне от -15 до $+15^\circ$.

При расчете движения капель определяли их кинематические параметры и фиксировали их

положение относительно входной кромки $\bar{z}_{вх} = z_1/t$ при пересечении линии 7, относительно выходной кромки $\bar{z}_{вых} = z_2/t$ при пересечении линии 8 и относительно точки контакта образующей линии спинки профиля и входной кромки на поверхности лопатки $\bar{s} = s/l$ (здесь l – длина линии обвода профиля лопатки).

ЧИСЛЕННОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ ДВИЖЕНИЯ КАПЕЛЬ В СОПЛОВОЙ РЕШЕТКЕ ТУРБИНЫ

При моделировании движения капель в межлопаточном канале сопловой турбинной решетки использовали экспериментально верифицированную модель движения влаги [14]. Для расчета вектора скорости капли в спутном потоке пара в этой модели применяется уравнение движения в виде

$$\frac{d\vec{c}_k}{dt} = \frac{3\mu_n C_x}{4d_k^2 \rho_k} \overline{\text{Re}_k} (\vec{c}_n - \vec{c}_k), \quad (1)$$

где C_x – коэффициент аэродинамического сопротивления сферической капли, определяемый по экспериментальным эмпирическим зависимостям [15]; μ_n – динамический коэффициент вязкости потока пара; $\overline{\text{Re}_k}$ – число Рейнольдса капли

в движении относительно пара, вычисляемое по формуле

$$\overline{\text{Re}}_k = \frac{d_k |\bar{c}_n - \bar{c}_k| \rho_n}{\mu_n} \quad (2)$$

Сценарий взаимодействия капли с поверхностью лопатки определяли с помощью безразмерного критерия энергии соударения капель с поверхностью лопатки K

$$K = \sqrt{\text{We}_{kn} \sqrt{\text{Re}_{kn}}} \quad (3)$$

где We_{kn} , Re_{kn} – числа Вебера и Рейнольдса капли относительно поверхности лопатки, вычисляемые по формулам

$$\text{We}_{kn} = \frac{\rho_k d_k \bar{c}_n^2}{\sigma_k}; \quad (4)$$

$$\text{Re}_{kn} = \frac{d_k |\bar{c}_n| \rho_k}{\mu_k}, \quad (5)$$

где \bar{c}_n – нормальная составляющая скорости капли относительно поверхности лопатки; σ_k – коэффициент поверхностного натяжения воды в капле; μ_k – динамический коэффициент вязкости воды в капле.

Значение критерия K сравнивали с критическим значением K_* , полученным путем экспериментальных исследований [16]. Если $K < K_*$, то капля полностью оседает на поверхность лопатки. В противном случае происходит разбрызгивание капли, при котором часть ее уносится в виде вторичных капель. Массовая доля влаги dm , осевшей на лопатку, оценивается по соотношению

$$dm = \frac{M_1}{M_0} = \min \left\{ A \sqrt{\text{Re}_{0n}} \left(\text{We}_{kn} - \text{We}_{kn}^* \right); B \right\}, \quad (6)$$

где M_1 – масса жидкости, покидающей поверхность стенки в виде вторичных капель; M_0 – масса первичной капли; A, B – эмпирические константы, определенные по результатам экспериментальных исследований [14]; Re_{0n} – число Рейнольдса первичной капли относительно поверхности лопатки; We_{kn}^* – критическое число Вебера оседающей капли относительно поверхности лопатки, которое вычисляется по выражению

$$\text{We}_{kn}^* = \frac{K_*^2}{\sqrt{\text{Re}_{kn}}} \quad (7)$$

В результате расчетов были определены кинематические характеристики потоков капель в широком диапазоне значений начальных и режимных параметров. При регистрации параметров капель на линии 7 на расстоянии $0.1b$ перед входной кромкой (см. рис. 1) было выявлено, что изменение M_{1i} и $\bar{\rho}$ не приводит к существенному из-

менению средних коэффициентов скольжения v_{cp} и углов рассогласования фаз $\Delta\alpha_{0cp}$ для капель всех диаметров.

Основной интерес при анализе результатов моделирования представляет взаимодействие капли с поверхностью лопатки. При движении в межлопаточном канале капля соприкасается с его стенкой либо пролетает канал без контакта с его поверхностью. На рис. 2 показана зависимость доли капель n_i/n_Σ (здесь n_i – количество капель заданного диаметра, взаимодействующих с поверхностью лопатки; n_Σ – общее количество капель заданного диаметра, движущихся в потоке) от теоретического числа Маха M_{1i} и относительной плотности жидкой фазы $\bar{\rho}$. Количество капель диаметром 5 мкм, контактирующих с поверхностью лопатки, составляет 25–45% (см. рис. 2, а). При увеличении M_{1i} и $\bar{\rho}$ повышается количество взаимодействующих капель. При этом влияние числа Маха становится более выраженным. Количество капель диаметром 105 мкм и более, соприкасающихся с лопаткой, составляет примерно 98% в независимости от параметров потока (см. рис. 2, б).

В результате моделирования было установлено, что большинство капель взаимодействуют с вогнутой поверхностью и входной кромкой лопатки ($\bar{x} > 0.5$). Незначительная доля капель диаметром более 100 мкм контактирует также с небольшим участком спинки рядом с входной кромкой ($\bar{x} = 0-0.12$). Для анализа процесса оседания капель на поверхность лопатки была рассчитана относительная массовая доля оседающей влаги \bar{m}_i по формуле

$$\bar{m}_i = \frac{M_{0,i} - M_{1,i}}{M_\Sigma}, \quad (8)$$

где $M_{0,i}$ – масса капель, взаимодействующих с поверхностью лопатки в конкретной точке; $M_{1,i}$ – масса капель, отраженных от поверхности лопатки в конкретной точке в виде вторичной влаги; M_Σ – суммарная масса капель на входе в решетку.

Распределения \bar{m}_i по вогнутой поверхности и входной кромке лопатки показаны на рис. 3 для различных режимов течения и размеров капель. Капли меньшего размера наиболее активно оседают на лопатку в районе входной кромки (см. рис. 3, б). При увеличении $\bar{\rho}$ незначительно повышается количество оседающей влаги, но не изменяется распределение оседающей массы капель вдоль поверхности лопатки. В то же время при увеличении числа Маха M_{1i} зона оседания капель диаметром 5 мкм смещается к выходной кромке лопатки (см. рис. 3, з). Интенсивность оседания капель размером 105 мкм и более на вогнутой поверхности и входной кромке более равномерная и немного возрастает к выходной кром-

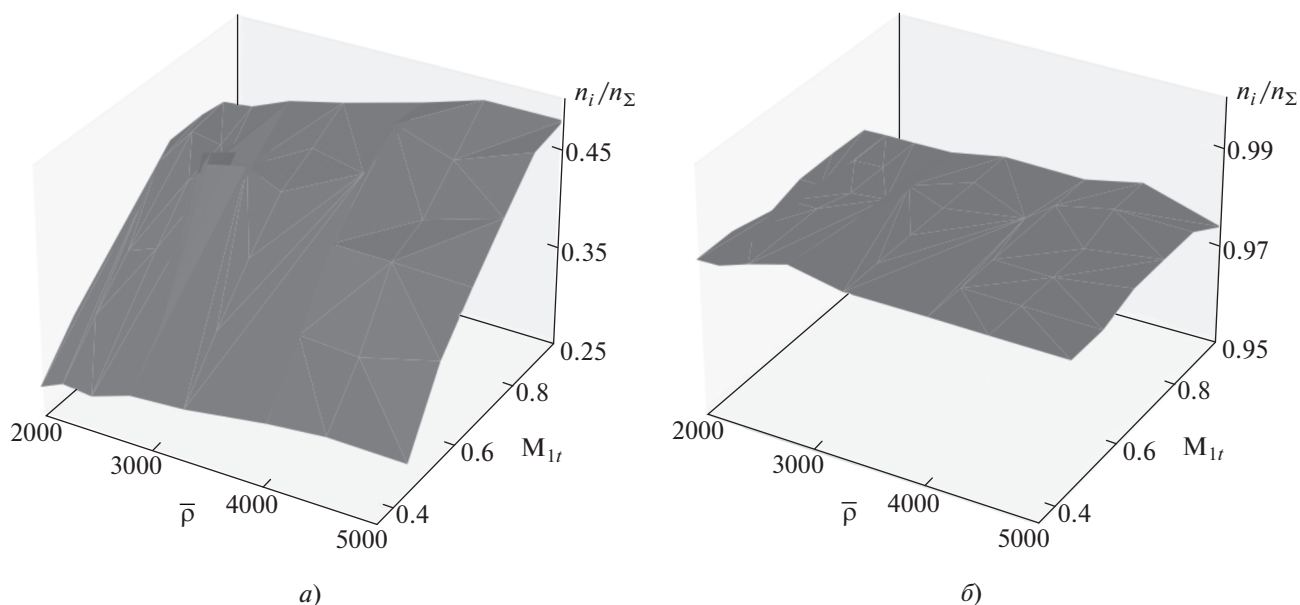


Рис. 2. Зависимость доли капель диаметром 5 мкм (а) и 105 мкм (б), взаимодействующих с поверхностью лопатки, от теоретического числа Маха M_{1r} и относительной плотности жидкой фазы $\bar{\rho}$

ке (см. рис. 3, в). Отношение $\bar{\rho}$ и число Маха M_{1r} не оказывают существенного влияния на количество оседающей крупной влаги и распределение ее по поверхности лопатки.

На рис. 4 показана зависимость среднего безразмерного критерия энергии соударения капель с поверхностью лопатки K_{cp} от относительной координаты \bar{s} . Для всех рассматриваемых режимов значение K_{cp} существенно превышает критическое значение $K_* = 57.7$ [15]. Можно сделать вывод, что при размере капель от 5 до 205 мкм их оседание на поверхность лопатки происходит с разбрызгиванием части массы в виде вторичных частиц. На рисунке видно, что с ростом M_{1r} значение K_{cp} также увеличивается для всех зон оседания капель. На начальном участке спинки, соответствующем $\bar{s} = 0-0.12$, оседают крупные капли. В этой области на значения K_{cp} влияет только число Маха M_{1r} . В то же время, на вогнутой поверхности, на которой оседает значительная доля мелких капель, наблюдается увеличение K_{cp} не только при росте числа Маха, но и при уменьшении относительной плотности жидкой фазы.

На рис. 5 показано распределение за выходной кромкой лопатки относительного количества капель n'_i/n'_Σ (здесь n' , n'_Σ – количество капель в данной точке и общее, пересекающих линию δ , см. рис. 1, а) и среднего коэффициента скольжения капель v_{cp} . За сопловой турбинной решеткой наблюдаются следующие области движения первичных капель:

область 1 – вблизи выходной кромки, $\bar{z}_{вых} = 0.03-0.13$;

область 2 – со стороны вогнутой поверхности, $\bar{z}_{вых} = 0.2-0.3$;

область 3 – в районе ядра потока, $\bar{z}_{вых}$ от -0.45 до -0.70 .

С увеличением числа Маха и разности плотностей фаз положение области 1 и относительное количество капель в ней остаются неизменными. Область 2 сужается, а относительное количество капель в ней снижается. Область 3, напротив, существенно расширяется в направлении к спинке лопатки, а пики концентрации капель в ней уменьшаются и смещаются по направлению к спинке.

В соответствии со значениями коэффициентов скольжения капель за решеткой можно сделать вывод, что в области 1 движутся крупные капли, скорость которых существенно меньше скорости пара. По результатам моделирования их средние углы рассогласования с паровой фазой составляют $\Delta\alpha_{cp} = 40-50^\circ$. Это соответствует данным проводившихся ранее экспериментальных исследований [17]. Важно отметить, что режим течения не оказывает влияния на количество и параметры этих крупных эрозионно-опасных первичных капель. Таким образом, воздействие на них с целью снизить эрозионный износ может быть оказано только путем изменения формы межлопаточного канала. В областях 2 и 3 движутся более быстрые капли с коэффициентами скольжения от 0.7 до 1.0 и углами рассогласования с паровой фазой, не превышающими 10° . Также стоит отметить, что на коэффициенты скольжения мелких капель за решеткой число Маха оказывает большее влияние, чем на коэф-

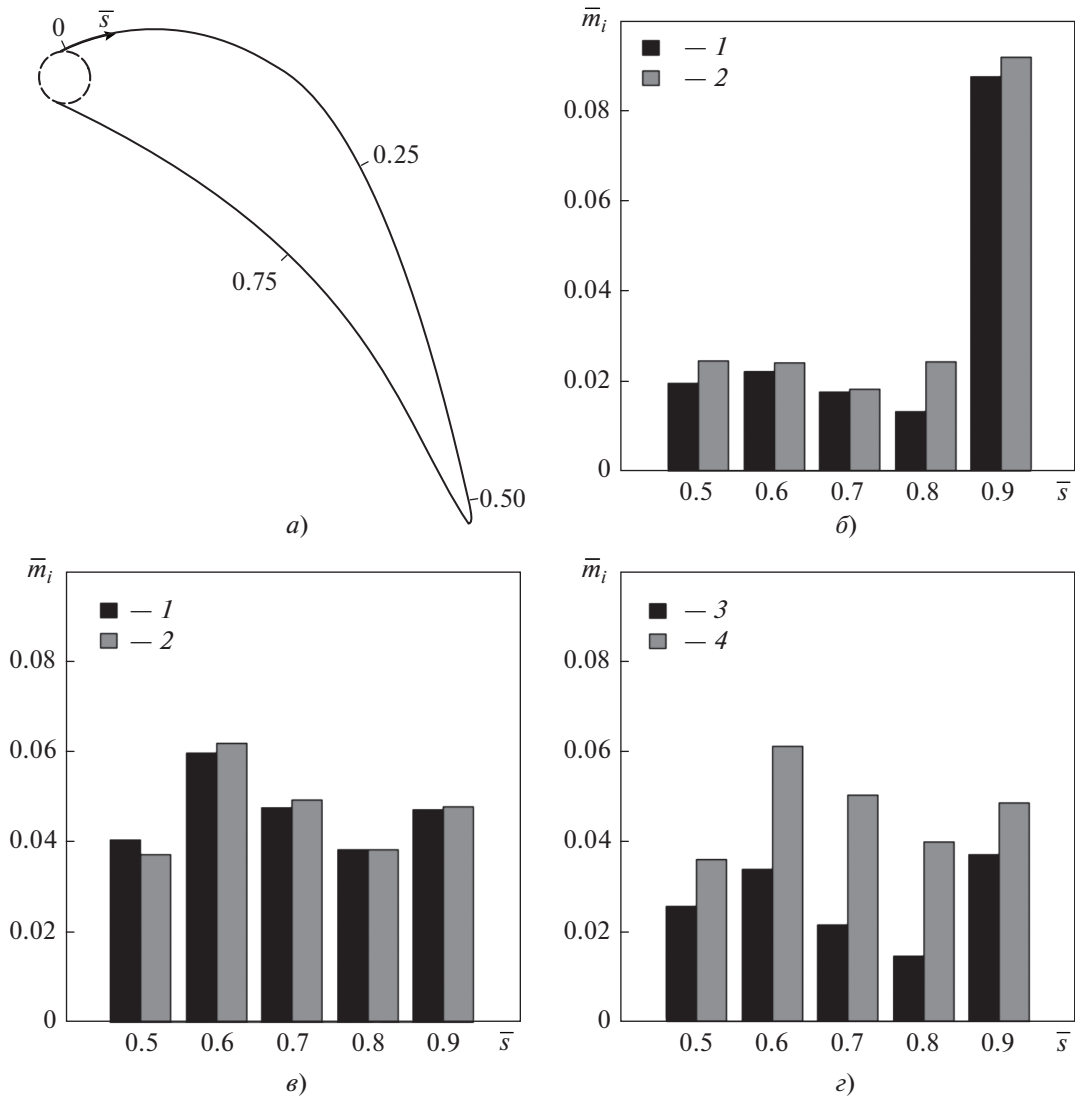


Рис. 3. Безразмерная координата по обводу профиля \bar{s} (а), распределения на вогнутой поверхности лопатки относительной массовой доли осевшей влаги при $M_{1r} = 0.6$ и $d_k = 5 \mu\text{м}$ (б) и $d_k = 105 \mu\text{м}$ (в), при $M_{1r} = 0.9$, $\bar{p} = 3146$ и различного диаметре капель (г).

\bar{p} : 1 – 2010; 2 – 5115; d_k , мкм: 3 – 5; 4 – 105

коэффициенты скольжения крупных частиц. Кроме того, если в области 1 влияние \bar{p} и M_{1r} примерно равнозначно, то в областях 2 и 3 влияние на коэффициенты скольжения оказывает только M_{1r} .

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ МОДЕЛИРОВАНИЯ ДВИЖЕНИЯ КАПЕЛЬ В МЕЖЛОПАТОЧНЫХ КАНАЛАХ ТУРБИНЫХ РЕШЕТОК

Для оценки возможности применения нейронных сетей при анализе поведения капель в межлопаточных каналах турбомашин была рассмотрена задача их движения в межлопаточном канале сопловой турбинной решетки. Для этого

была построена полносвязная нейронная сеть, прогнозирующая сценарий движения капли в межлопаточном канале. Задача нейронной сети заключалась в определении места взаимодействия капли с поверхностью лопатки либо точки пересечения капель линии δ за фронтом решетки (см. рис. 1, а). Полученный в результате численного моделирования набор данных, использованный для обучения, составлял около 1 млн капель.

Алгоритм прогнозирования поведения капель в межлопаточном канале предполагает наличие двух нейронных сетей (рис. 6). В качестве входных данных алгоритм использует число Маха за сопловой решеткой M_{1r} , относительную плот-

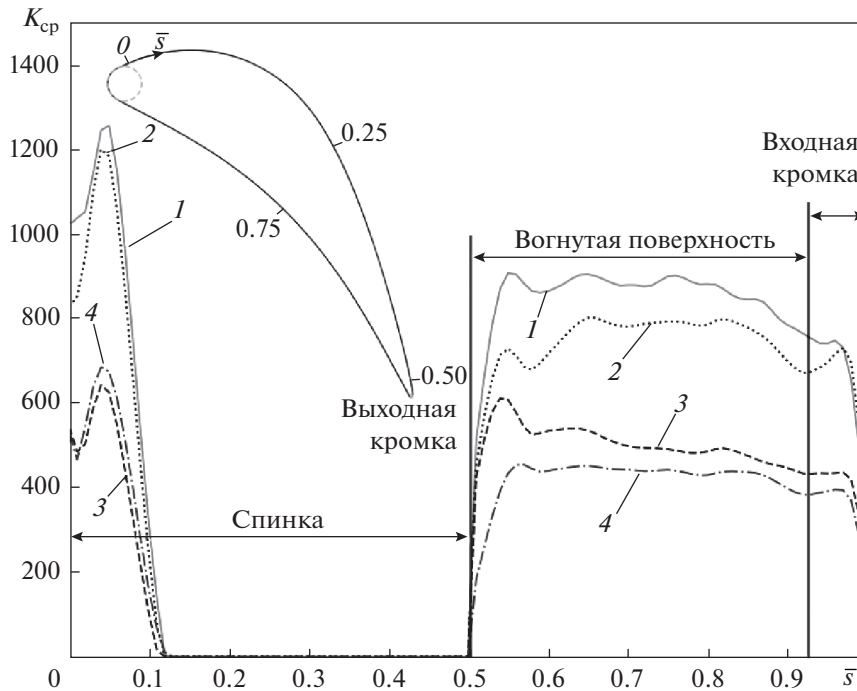


Рис. 4. Распределение среднего безразмерного критерия энергии соударения капель с поверхностью лопатки K_{cp} . $M_{1\bar{r}}$: 1, 2 – 0.9; 3, 4 – 0.4; \bar{r} : 1, 3 – 2010; 2, 4 – 5115

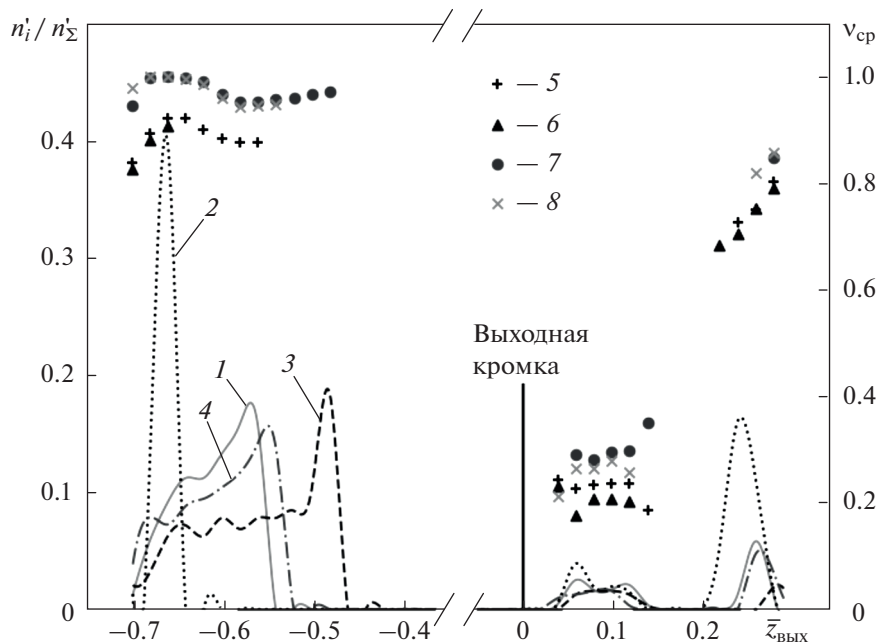


Рис. 5. Распределение за выходной кромкой лопатки (на линии 8, см. рис. 1, а) относительного количества капель n_i/n'_Σ (1–4) и среднего коэффициента скольжения капель v_{cp} (5–8). $M_{1\bar{r}}$: 1, 2, 5, 6 – 0.9; 3, 4, 7, 8 – 0.4; \bar{r} : 1, 3, 5, 7 – 2010; 2, 4, 6, 8 – 5115

ность жидкой фазы \bar{r} , диаметр капли d_k , ее положение в канале $\bar{z}_{вх}$ и кинематические параметры перед решеткой на линии 7 (см. рис. 1, а) – коэффициент скольжения v_0 , угол рассогласования векторов скоростей пара и капль $\Delta\alpha_0$. Первая

нейронная сеть решает задачу бинарной классификации по определению статуса капли при движении через решетку: пролетает межлопаточный канал без взаимодействия с лопаткой или соударяется с ее поверхностью. Затем выделяются кап-

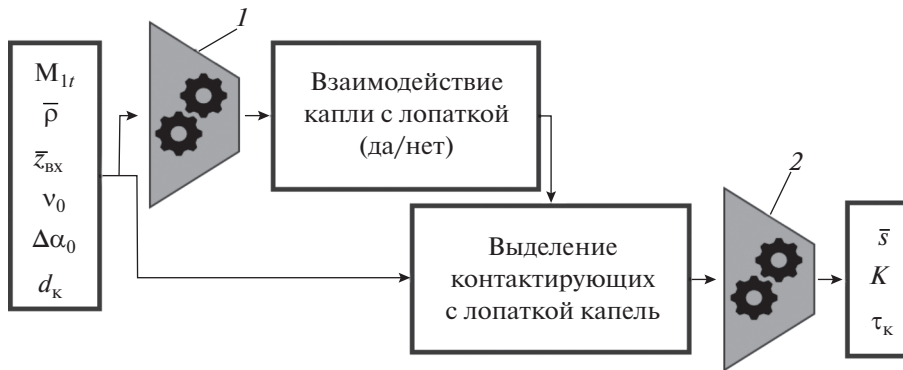


Рис. 6. Алгоритм применения нейронных сетей для прогнозирования сценария движения капли через межлопаточный канал (1) и параметров осаждения капель на стенке межлопаточного канала (2)

ли, взаимодействующие с лопаткой, и вторая нейронная сеть, используя те же входные данные, прогнозирует характер взаимодействия капли с поверхностью лопатки. В качестве выходных данных алгоритм определяет координату на лопатке \bar{s} , где произошел контакт, и безразмерный критерий энергии соударения капли с поверхностью K . Также в модель в качестве выходного параметра было заложено время движения капли в межлопаточном канале τ_k . Этот показатель позволит использовать нейронную сеть для нестационарных расчетов, например, при моделировании формирования и движения пленки на поверхности лопатки.

Далее рассмотрена только вторая нейронная сеть, так как она предназначена для получения конкретных численных результатов. Модель для прогнозирования параметров осаждения капель на стенке межлопаточного канала состояла из 11 полносвязных слоев (см. таблицу). Количество нейронов в слоях варьировалось от 1 до 48. Для слоев использовали функции активации ReLu и LeakyReLu, применяли пакетную нормализацию (Batch-normalization) и регуляризацию. Модель обучалась с использованием в качестве функции потерь среднеквадратической ошибки Mean Squared Error (MSE) в течение 10000 эпох.

При тестировании работы реализованного алгоритма по прогнозированию поведения капель применяли набор данных для трех режимов с каплями различных диаметров, полученный также в результате численного моделирования. Эти данные не были задействованы в обучении, но находились в том же диапазоне параметров, что и основные. В тестовую выборку вошли режимы с $M_{1r} = 0.5$ и $\bar{\rho} = 4418$; $M_{1r} = 0.8$ и $\bar{\rho} = 4418$; $M_{1r} = 0.6$ и $\bar{\rho} = 3146$. Для каждого из трех режимов моделировались диаметры капель 40, 80, 130 и 170 мкм. В качестве начальных параметров задавали $v_{\text{вх}} = 0.7$ и $\Delta\alpha_{\text{вх}} = 5^\circ$.

Для оценки точности прогнозирования нейронной сетью параметров осаждения капель на те-

стовой выборке были рассчитаны относительные погрешности определения относительной координаты $\overline{\Delta s_i}$ и безразмерного коэффициента энергии соударения $\overline{\Delta K_i}$, а также корни среднеквадратических ошибок Root Mean Squared Error (RMSE) $\overline{\Delta s_{RMSE}}$ и $\overline{\Delta K_{RMSE}}$:

$$\overline{\Delta s_i} = \frac{\bar{s}_i - \bar{s}_{0i}}{\bar{s}_{0i}}; \quad (9)$$

$$\overline{\Delta K_i} = \frac{K_i - K_{0i}}{K_{0i}}; \quad (10)$$

$$\overline{\Delta s_{RMSE}} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\bar{s}_i - \bar{s}_{0i})^2}{N}}; \quad (11)$$

$$\overline{\Delta K_{RMSE}} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (K_i - K_{0i})^2}{N}}; \quad (12)$$

где \bar{s}_i , \bar{s}_{0i} – спрогнозированное и эталонное значения относительной координаты \bar{s} для конкретной капли; K_i , K_{0i} – спрогнозированное и эталонное значения безразмерного коэффициента энергии соударения K для конкретной капли; N – количество прогнозов.

На рис. 7 представлены диаграммы размаха для относительных погрешностей $\overline{\Delta s_i}$ и $\overline{\Delta K_i}$ для прогнозов нейронной сети на тестовой выборке. Для 95% прогнозов \bar{s} относительная погрешность составляет $\overline{\Delta s_i} < 9.5\%$, для 75% прогнозов $\overline{\Delta s_i} < 6.0\%$, медиана находится на уровне 4.7%. Половина (50%) полученных значений \bar{s} , лежащих между первым и третьим квартилями, определена с относительной погрешностью не более 6.0%, но и не менее 3.5%. Все предсказанные значения относительной координаты \bar{s} , за исключением отдельных выбросов, имеют положитель-

ную погрешность. Это свидетельствует о том, что нейронная сеть склонна смещать точки оседания капель в направлении к входной кромке лопатки. Точность прогнозов безразмерного коэффициента энергии соударения K существенно выше: 90% значений K предсказаны нейронной сетью с относительной погрешностью $\overline{\Delta K}_i$ в диапазоне $\pm 4\%$. При этом медианное значение $\overline{\Delta K}_i = -0.5\%$. Граница первого квартиля находится на уровне $\overline{\Delta K}_i = -1.25\%$, а третьего квартиля – на уровне $\overline{\Delta K}_i = 0.75\%$. Таким образом, более 50% всех значений K прогнозируются с относительным отклонением от реальных значений менее 1.25%.

Предсказания относительной координаты контакта капли с поверхностью лопатки имеют корень среднеквадратической ошибки $\overline{\Delta s}_{RMSE} = 0.052$, а безразмерного коэффициента энергии соударения $\overline{\Delta K}_{RMSE} = 0.015$. Для более подробного анализа точности прогнозов нейронной сети целесообразно рассмотреть распределение погрешностей по предсказанным значениям.

На рис. 8 представлены относительные погрешности определения $\overline{\Delta K}_i$ и $\overline{\Delta s}_i$ в зависимости от предсказанных значений K и \bar{s} для капель различного диаметра. С ростом диаметра капли значения безразмерного коэффициента энергии со-

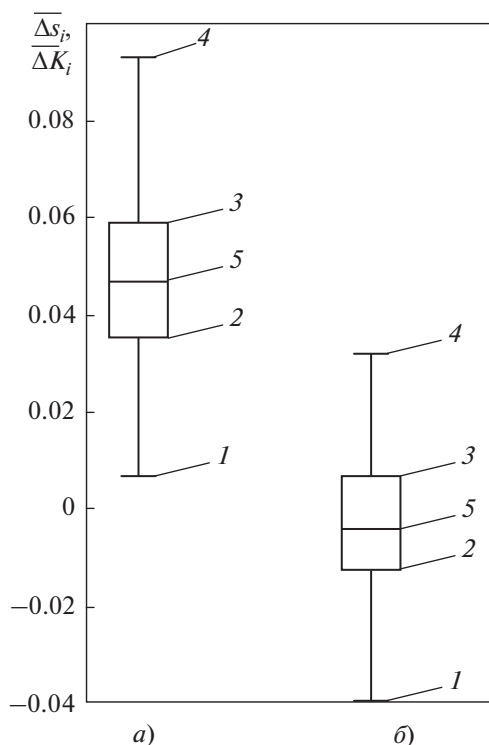


Рис. 7. Диаграммы размаха относительной погрешности прогнозов $\overline{\Delta s}_i$ (а) и $\overline{\Delta K}_i$ (б) обученной нейронной сетью на тестовой выборке. $n, \%$: 1 – 5; 2 – 25; 3 – 75; 4 – 95; 5 – медиана

Архитектура нейронной сети для расчета параметров оседания капель

Номер слоя	Количество нейронов	Функция активации	Примечание
Полносвязный слой (Dense)			
1	6	Нет	Входной слой
2	6	LeakyReLu	Скрытый слой
Полносвязный слой (Dense) с пакетной нормализацией (Batch-normalization)			
3	8	LeakyReLu	Скрытый слой
4	16	«	«
Полносвязный слой (Dense) с пакетной нормализацией (Batch-normalization) и регуляризацией			
5	24	ReLu	Скрытый слой
6	48	«	«
7	32	«	«
8	16	«	«
9	8	«	«
10	6	«	«
Полносвязный слой (Dense)			
11	1	ReLu	Выходной слой K
	1	Нет	Выходной слой \bar{s}
	1	«	Выходной слой τ_k

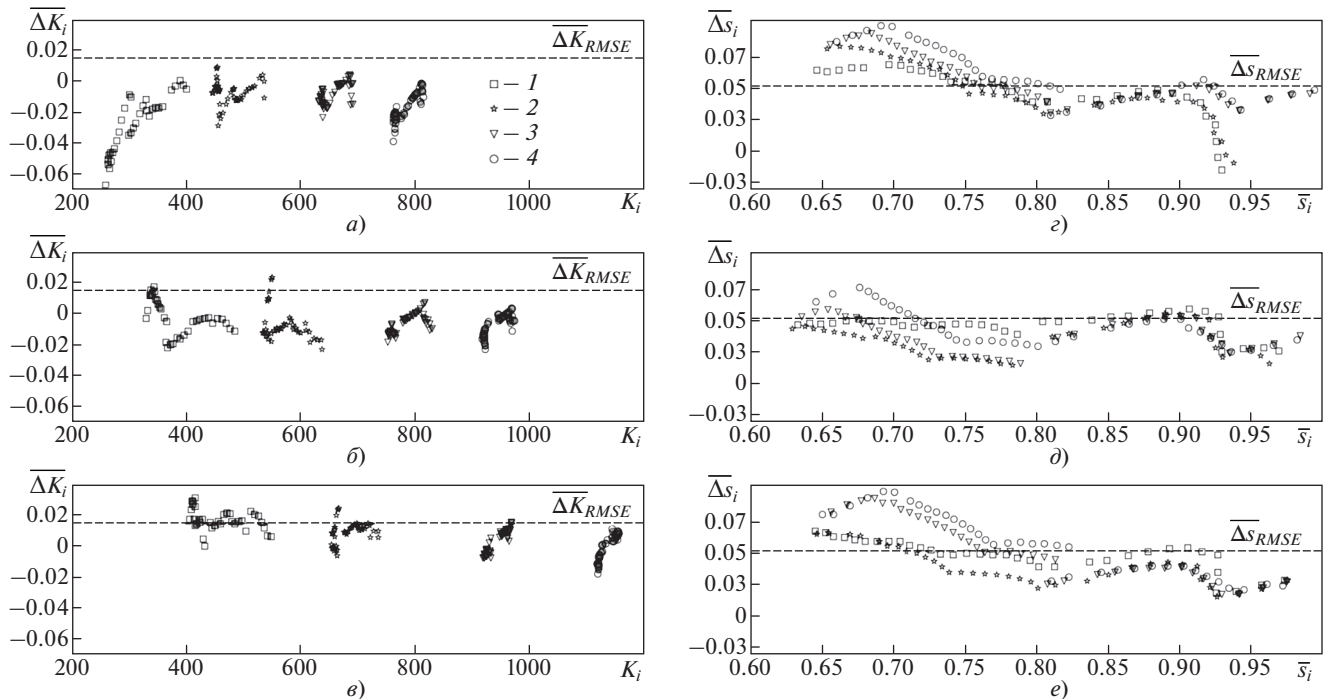


Рис. 8. Зависимости относительной погрешности $\overline{\Delta K}_i$ (а-в) и $\overline{\Delta s}_i$ (з-е) от предсказанных значений K и \bar{s} . M_{1r} : а, з – 0.5; б, д – 0.6; в, е – 0.8; \bar{r} : а, в, з, е – 4418; б, д – 3146; d_k , мкм: 1 – 40; 2 – 80; 3 – 130; 4 – 170

ударения K увеличиваются. Увеличение M_{1r} также приводит к росту K , причем интенсивность роста повышается с увеличением диаметра капли. Разброс относительной погрешности $\overline{\Delta K}_i$ с ростом M_{1r} снижается. При $M_{1r} = 0.5$ и $\bar{r} = 4418$ значительная часть спрогнозированных значений имеет $\overline{\Delta K}_i < 0$, а наибольшая погрешность характерна для капель диаметром 40 мкм. При $M_{1r} = 0.6$ и $\bar{r} = 3146$ относительные погрешности для всех предсказанных значений находятся в диапазоне $\pm 2\%$, хотя значительная их часть по-прежнему соответствует $\overline{\Delta K}_i < 0$. С переходом в режим с $M_{1r} = 0.8$ и $\bar{r} = 4418$ погрешность прогнозирования K смещается в область $\overline{\Delta K}_i > 0$ для капель всех размеров. При этом основная часть предсказаний имеет $\overline{\Delta K}_i < 2\%$.

Для спрогнозированных значений относительной координаты \bar{s} относительная погрешность увеличивается от входной кромки к выходной кромке в режимах с $M_{1r} = 0.5$ и $M_{1r} = 0.8$ при $\bar{r} = 4418$. При этом с ростом диаметра капли относительная погрешность в этих режимах также растет. В режиме с $M_{1r} = 0.6$ и $\bar{r} = 3146$ относительная погрешность всех предсказанных значений находится в диапазоне $2 < \overline{\Delta s}_i < 6\%$, а существенная часть значений имеет погрешность меньше корня среднеквадратической ошибки $\overline{\Delta s}_{RMSE} = 5.2\%$.

Анализ зависимостей, представленных на рис. 8, позволяет сделать вывод, что обученная нейронная сеть более точно прогнозирует параметры капель для потоков при $\bar{r} = 3146$ и $M_{1r} = 0.6$. Это обусловлено тем, что этот режим соответствует средним значениям диапазона параметров потока обучающей выборки. При увеличении количества режимов в обучающей выборке в пределах рассматриваемого диапазона повышается точность получаемых данных.

Используя нейронные сети, можно существенно сократить ресурсоемкость процесса моделирования движения жидкой фазы в межлопаточном канале. Для оценки выигрыша в производительности было проведено сравнение времени расчета параметров 1 млн капель в полученном наборе данных с помощью:

не адаптированного для многопоточных вычислений собственного программного обеспечения (более 300 ч);

адаптированного под параллельные вычисления ANSYS Fluent (1.6 ч);

разработанного алгоритма с применением нейронных сетей (0.013 ч).

Благодаря применению нейронных сетей расчет большого количества данных можно производить более чем в 100 раз быстрее, чем с помощью специально адаптированного ближайшего аналога. Эта разница будет особенно критична при не-

стационарных расчетах, при выполнении которых требуется большое количество вычислений.

ВЫВОДЫ

1. Использование экспериментально верифицированной модели движения капель позволяет подробно изучить их движение в межлопаточном канале сопловой турбинной решетки в широком диапазоне начальных и режимных параметров течения, а также параметров потока капель. Результаты моделирования хорошо согласуются с проводившимися ранее экспериментальными исследованиями.

2. Анализ полученных данных показал, что режим течения в турбинной решетке не оказывает существенного влияния на характер движения крупных первичных капель. Таким образом воздействовать на эрозионно-опасные первичные капли можно только путем изменения формы межлопаточного канала.

3. С помощью разработанного алгоритма применения нейронных сетей для прогнозирования поведения капель в межлопаточном канале сопловой турбинной решетки можно предсказывать соударение капли с поверхностью лопатки или ее пролет канала насквозь, а также место оседания капли на лопатке, безразмерный коэффициент энергии соударения для оценки сценария оседания и время движения капли в межлопаточном канале.

4. Тестирование нейронной сети по определению характеристик оседания капель показало довольно высокую точность прогнозов. Корень среднеквадратической ошибки при определении относительной координаты оседания капли на лопатку составил 5.2%, а при определении безразмерного коэффициента энергии соударения – 1.5%.

5. Использование нейронных сетей позволило сократить временные затраты на моделирование потоков частиц жидкой фазы более чем в 100 раз по сравнению с ближайшим аналогом. Их применение существенно снизит ресурсоемкость при проведении масштабных нестационарных расчетов.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. **Рыженков В.А., Лебедева А.И., Медников Ал.Ф.** Современное состояние и способы решения проблемы эрозионного износа лопаток влажно-паровых ступеней турбин // Теплоэнергетика. 2011. № 9. С. 2–8.
2. **Schuerhoff J., Ghicov A., Sattler K.** Advanced water droplet erosion protection for modern low pressure steam turbine steel blades // ASME. Turbo Expo: Turbine Technical Conf. and Exposition. Montreal, Quebec, Canada, 15–19 June 2015. V. 8. P. V008T26A026. <https://doi.org/10.1115/GT2015-43140>
3. **Эрозионный износ входных кромок рабочих лопаток ЦНД мощной паровой турбины ТЭС. Сопоставление способов упрочнения / В.Л. Щедролюбов, В.М. Неуймин, П.Р. Должанский, С.В. Степанов // Энергетик. 2017. № 10. С. 40–44.**
4. **Применение параметрического метода для профилирования межлопаточных каналов сопловых решеток осевых турбомашин / В.Г. Грибин, А.А. Тищенко, Р.А. Алексеев, В.А. Тищенко, И.Ю. Гаврилов, В.В. Попов // Теплоэнергетика. 2020. № 8. С. 50–57. <https://doi.org/10.1134/S0040363620080020>**
5. **Hoznedl M., Tajč L., Bedář L.** Separation of the liquid phase from the stator blades of the last stage of a steam turbine // Proc. of the 19th Intern. Conf. “Engineering Mechanics”. Svatka, Czech Republic, 13–16 May 2013. P. 185–196.
6. **Опыт промышленного применения обогрева направляющих лопаток для снижения эрозии влажно-паровых турбинных ступеней / Н.В. Аверкина, Ю.Я. Качуринер, В.Г. Орлик, Ф.М. Сухарев, М.А. Филаретов // Теплоэнергетика. 2004. № 2. С. 24–28.**
7. **Влияние вдува пара на характеристики сопловой решетки, работающей в условиях влажно-парового потока / Г.А. Филиппов, В.Г. Грибин, А.А. Тищенко, И.Ю. Гаврилов, В.А. Тищенко, С.В. Хомяков, В.В. Попов, И.Ю. Сорокин // Теплоэнергетика. 2016. № 4. С. 3–8. <https://doi.org/10.1134/S0040363616040020>**
8. **Experimental study of intrachannel separation in a flat nozzle turbine blade assembly with wet stream flow / V.G. Gribin, A.A. Tishchenko, I.Yu. Gavrillov, V.V. Popov, I.Yu. Sorokin, V.A. Tishchenko, S.V. Khomyakov // Power Technol. Eng. 2016. V. 2. P. 180–187. <https://doi.org/10.1007/s10749-016-0680-0>**
9. **Features of liquid phase movement in the inter-blade channel of nozzle blade cascade / V. Gribin, I. Gavrillov, A. Tishchenko, V. Tishchenko, V. Popov, S. Khomyakov, R. Alexeev // Proc. Inst. Mech. Eng. Part A: J. Power Energy. 2018. V. 5. P. 452–460. <https://doi.org/10.1177/0957650917730947>**
10. **Моделирование потоков влажного пара в сопловой турбинной решетке / В.Г. Грибин, А.А. Тищенко, И.Ю. Гаврилов, В.А. Тищенко, В.В. Попов, Р.А. Алексеев // Вестник МЭИ. 2018. № 3. С. 8–20. <https://doi.org/10.24160/1993-6982-2018-3-8-20>**
11. **Опыт применения систем лазерной диагностики при экспериментальном исследовании влажно-паровых потоков в проточной части турбомашин: основные результаты исследований, пути развития систем / В.А. Тищенко, А.А. Тищенко, В.Г. Грибин, В.В. Попов, И.Ю. Гаврилов, К.А. Бердюгин, Д.Г. Соколов // Теплоэнергетика. 2024. № 5. С. 57–73. <https://doi.org/10.56304/S0040363624050096>**
12. **Тищенко В.А., Алексеев Р.А.** Численное моделирование процессов образования и движения водяной пленки и эрозионно-опасных капель в проточных частях паровых турбин // Теплоэнергетика. 2019. № 11. С. 72–81. <https://doi.org/10.1134/S0040363619110055>
13. **Zhang C., Janeway M.** Optimization of turbine blade aerodynamic designs using CFD and neural network

- models // *Int. J. Turbomach. Propuls. Power.* 2022. V. 20. P. 7030020.
<https://doi.org/10.3390/ijtpp7030020>
14. **Тищенко В.А., Алексеев Р.А., Гаврилов И.Ю.** Модель движения эрозионно-опасных капель в межлопаточных каналах паровых турбин // *Теплоэнергетика.* 2018. № 12. С. 35–44.
<https://doi.org/10.1134/S004036361812010X>
15. **Mundo C., Sommerfeld M., Tropea C.** Droplet-wall collisions: experimental studies of the deformation and breakup process // *Int. J. Multiphase Flow.* 1995. V. 1. P. 151–173.
[https://doi.org/10.1016/0301-9322\(94\)00069-v](https://doi.org/10.1016/0301-9322(94)00069-v)
16. **Yarin A.L., Weiss D.A.** Impact of drops on solid surfaces: self-similar capillary waves, and splashing as a new type of kinematic discontinuity // *J. Fluid Mechanics.* 1995. V. 283. P. 141–173.
<https://doi.org/10.1017/S0022112095002266>
17. **Investigation** of the influence of intra-channel liquid film suction on the structure of the droplet flow downstream a stator blades cascade of a steam turbine / R.A. Alekseev, V.G. Gribin, A.A. Tishchenko, I.Yu. Gavrilov, V.A. Tishchenko, V.V. Popov // *J. Phys.: Conf. Series.* 2019. V. 1. P. 012024.
<https://doi.org/10.1088/1742-6596/1359/1/012024>

Simulation of the Droplet Movement in the Interblade Channel of a Turbine Nozzle Cascade Using Neural Networks

**V. A. Tishchenko^a, V. V. Popov^{a, *}, I. Yu. Gavrilov^a, V. G. Gribin^a,
 A. A. Tishchenko^a, K. A. Berdyugin^a, D. G. Sokolov^a, and A. O. Smirnov^{a, **}**

^a *National Research University Moscow Power Engineering Institute, Moscow, 111250 Russia*

^{*}*e-mail: PopovVitV@mpei.ru*

^{**}*e-mail: SmirnovAOI@mpei.ru*

Abstract—The issue of application of neural networks for analyzing the regularities of droplet motion in the interblade channel of turbomachines is examined. The droplet flow in a nozzle cascade was numerically investigated in a wide range of steam flow regimes and liquid phase conditions. The calculations were performed using an experimentally verified model of the liquid phase flow. The theoretical Mach number behind the cascade varied from 0.4 to 0.9, the relative density of the liquid phase from 1800 to 5100, the droplet diameter from 5 to 205 μm , the initial slip coefficient of the droplets from 0.1 to 0.9, and the initial angle between the velocity vectors of steam and droplets from -15 to $+15^\circ$. The effect of various parameters on the characteristics of droplet movement through the interblade channel and droplets deposition on the blade surface was revealed. The numerical simulations yielded an array of approximately 1 million droplets, which was used to train neural networks. Based on the analysis of these data, an algorithm for using neural networks to predict the behavior of primary droplets in a turbine cascade was developed. The algorithm includes two neural networks: the first solves the problem of binary classification to determine the probability of a droplet collision with a blade, and the second predicts the features of droplet interaction with the blade surface. This algorithm was tested against a set of data that had not been engaged in the training but were in the same range of parameters. The test set consisted of three flow patterns with four different droplet diameters. The root mean square error determined for the test data set was 5.2% for the relative coordinate of the droplet deposition point and 1.5% for the dimensionless coefficient of collision energy. Estimation of the calculation time for the simulation has revealed that the algorithm using neural networks runs more than 100 times faster than its closest analogue.

Keywords: steam turbines, turbine cascade, wet steam, erosion-hazardous moisture, two-phase gas dynamics, turbine stage, neural networks, droplet trajectories