

Подход к автоматизированной оценке размерно-массовых характеристик популяции рыб по изображениям верхнего обзора в установках замкнутого водообращения

М.А. Чухнов, В.А. Сычев, Ю.А. Андриенко, В.А. Малышев

Аннотация - В статье рассматривается задача бесконтактной оценки длины и расчётной массы отдельных особей рыб по изображениям верхнего обзора бассейнов установок замкнутого водообращения. В отличие от существующих подходов, ориентированных преимущественно на обнаружение и сегментацию объектов, основное внимание уделено автоматическому выбору особи, наиболее пригодной для последующего измерения в условиях высокой плотности посадки и взаимного перекрытия рыб. Предложена математическая модель обработки изображения в виде композиции операторов, включающей нейросетевую сегментацию, геометрический анализ масок, вычисление интегральной функции пригодности, определение линейных размеров и расчётной массы. На основе модели реализован программный прототип, использующий технологии компьютерного зрения и глубокого обучения для автоматизированной обработки производственных видеоданных. Экспериментальная проверка на специализированном наборе изображений африканского клариевого сома подтвердила работоспособность предложенного метода, возможность автоматического выбора измеримой особи и корректное функционирование полного программно-алгоритмического конвейера. Полученные результаты могут быть использованы при построении интеллектуальных систем мониторинга роста рыб и цифровых двойников процессов выращивания в установках замкнутого водообращения.

Ключевые слова - установки замкнутого водообращения, аквакультура, компьютерное зрение, нейросетевая сегментация, выбор измеримой особи, бесконтактное измерение длины, расчётная масса рыб, автоматизированный мониторинг, обработка изображений, интеллектуальные системы.

1. ВВЕДЕНИЕ

Установки замкнутого водообращения (УЗВ) являются одной из наиболее эффективных технологий интенсивного выращивания объектов аквакультуры, обеспечивая высокую плотность

посадки, контролируемые условия содержания и круглогодичный производственный цикл. Эффективность эксплуатации УЗВ в значительной степени определяется возможностью оперативного контроля состояния выращиваемой популяции, важнейшим показателем которого является динамика роста рыб. Информация о линейных размерах и массе особей используется при корректировке режимов кормления, планировании сортировки, прогнозировании сроков достижения товарной массы и принятии других технологических решений [1-3].

В настоящее время контроль роста, как правило, осуществляется путем периодического контрольного вылова части популяции с последующим измерением линейных размеров и массы отдельных особей. Такой подход обеспечивает высокую достоверность результатов, однако требует значительных трудовых затрат, сопровождается стрессовым воздействием на рыбу, ограничивает периодичность наблюдений и практически исключает возможность регулярного мониторинга технологического процесса.

Для большинства промышленных технологий выращивания в УЗВ характерно содержание в одном бассейне партий рыб близкого возраста, сформированных после сортировки и выращиваемых в одинаковых условиях [2]. Такие партии характеризуются относительно узким распределением размеров, вследствие чего динамика роста популяции может оцениваться по совокупности последовательных измерений отдельных особей. Это создает предпосылки для перехода от эпизодического ручного контроля к автоматизированному бесконтактному мониторингу, основанному на регулярном получении измерительной информации непосредственно в процессе выращивания.

Одним из наиболее перспективных направлений решения данной задачи является применение методов компьютерного зрения. Использование

камер верхнего обзора позволяет получать информацию о состоянии бассейнов без вмешательства в технологический процесс и без извлечения рыбы из водной среды. Вместе с тем условия интенсивного выращивания существенно усложняют обработку изображений. Высокая плотность посадки приводит к взаимному перекрытию особей, значительная часть рыб наблюдается в изогнутом положении, отдельные экземпляры частично скрываются элементами конструкции бассейна или границами кадра. Дополнительные трудности создают неоднородность освещения, блики на поверхности воды, загрязнение оптической среды и изменение контрастности изображений. В результате корректное обнаружение и сегментация объектов сами по себе еще не обеспечивают возможность достоверного определения линейных размеров наблюдаемой рыбы.

В последние годы методы компьютерного зрения и глубокого обучения активно применяются для решения задач автоматизированного мониторинга объектов аквакультуры. Наиболее интенсивно развиваются методы обнаружения и сегментации рыб на изображениях, оценки их количества, анализа поведения, а также бесконтактного определения линейных размеров и биомассы отдельных особей по данным фото- и видеосъемки. Вместе с тем большинство опубликованных исследований ориентировано на обработку изображений, содержащих небольшое число хорошо наблюдаемых экземпляров, либо предполагает возможность предварительного выделения объекта измерения [4-5]. В условиях промышленного выращивания в УЗВ задача автоматического выбора рыбы, наиболее пригодной для последующего определения линейных размеров, получила существенно меньше внимания, чем задачи обнаружения, сегментации и непосредственного измерения предварительно выделенных объектов, и требует разработки специализированных методов обработки изображений.

В предыдущих исследованиях авторами [6-7] была разработана роботизированная система получения видеоизображений бассейнов УЗВ, сформирован специализированный набор экспериментальных данных и подтверждена принципиальная возможность автоматизированного измерения модельных объектов в условиях высокой плотности их размещения. Настоящая работа является следующим этапом исследований и посвящена переходу к обработке реальных изображений выращиваемых рыб. В отличие от ранее рассмотренных задач, основное внимание уделено автоматическому выбору особи, изображение которой обладает достаточной геометрической полнотой для последующего определения линейных размеров.

Целью настоящей работы является разработка программно-алгоритмического подхода к бесконтактной оценке длины отдельной особи рыбы по изображениям верхнего обзора бассейна УЗВ. В основу исследования положена гипотеза о том, что совместный анализ результатов сегментации экземпляров и геометрических характеристик полученных масок позволяет автоматически выделять среди обнаруженных объектов особи, потенциально пригодных для измерения линейных размеров. В рамках настоящего этапа исследования рассматриваются формирование специализированного набора изображений, сегментация отдельных экземпляров, геометрическая оценка пригодности полученных масок для измерения, определение видимой длины и расчет производной оценки массы. Задачи статистической оценки параметров всей популяции, анализа динамики ее роста и определения общей биомассы бассейна выходят за рамки настоящей работы и рассматриваются как последующие этапы исследования.

II. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Одной из ключевых задач автоматизированного управления процессом выращивания рыб в установках замкнутого водообращения является получение объективной количественной информации о динамике роста выращиваемой популяции. В настоящей работе рассматривается первый этап решения данной задачи - автоматизированное бесконтактное определение линейных размеров отдельных особей по изображениям верхнего обзора бассейна. Получаемые результаты в дальнейшем могут использоваться для статистической оценки параметров популяции и анализа динамики ее роста, однако решение этих задач выходит за рамки настоящего исследования.

Исходными данными являются цифровые изображения бассейна УЗВ, содержащие одновременно множество рыб, наблюдаемых в естественных условиях выращивания. Вследствие высокой плотности посадки отдельные особи могут взаимно перекрываться, наблюдаться под различными углами, иметь значительный изгиб тела, частично выходить за пределы кадра или скрываться элементами конструкции бассейна. Поэтому после выполнения сегментации изображения формируется множество обнаруженных объектов, далеко не каждый из которых может быть использован для последующего определения линейных размеров.

Следовательно, задача исследования заключается не только в обнаружении и сегментации рыб на изображении, но прежде всего в автоматическом выборе среди множества обнаруженных объектов экземпляра, геометрические характеристики которого делают его потенциально пригодным для бесконтактного определения длины.

После обработки изображения I алгоритмом сегментации формируется множество обнаруженных объектов

$$\mathcal{S}(I) = \{(m_i, c_i, p_i)\}_{i=1}^N,$$

где m_i - бинарная маска i -го объекта, c_i -определенный моделью класс объекта, p_i - оценка уверенности распознавания, N - число обнаруженных объектов на изображении.

Для каждого обнаруженного объекта вычисляется вектор геометрических признаков

$$x_i = (p_i, S_i, L_i, A, R_i, C_i, St_i),$$

где S_i - площадь маски, L_i - характеристика линейного размера объекта, AR_i - отношение длины к ширине ограничивающей области, C_i -показатель округлости, St_i - показатель прямолинейности формы объекта. Совокупность указанных признаков характеризует качество наблюдаемого изображения и его потенциальную пригодность для последующего определения линейных размеров. Задача выбора объекта для бесконтактного измерения формулируется в виде

$$i^* = \arg \max_i Q(x_i),$$

где $Q(x_i)$ - функция оценки пригодности изображения отдельной особи для последующего определения линейных размеров. После выбора объекта i^* определяется его видимая длина в пикселях L_{px} , которая посредством коэффициента пространственной калибровки k переводится в физические единицы

$$L_{cm} = kL_{px}.$$

Расчетная оценка массы определяется по известной для рассматриваемого вида рыб биологической зависимости «длина-масса»

$$W = aL_{cm}^b,$$

где коэффициенты a и b определяются по литературным данным. При этом величина W представляет собой расчетную оценку массы, получаемую косвенным способом по измеренной длине, и не является непосредственным результатом измерения [8-9].

Таким образом, формальная постановка задачи сводится к построению функции оценки $Q(x)$, обеспечивающей автоматический выбор среди множества сегментированных объектов изображения рыбы, наиболее пригодного для последующего бесконтактного определения линейных размеров. Разработка метода вычисления данной функции и построение полного программно-алгоритмического конвейера обработки изображений рассматриваются в следующем разделе.

III. МЕТОД ФОРМИРОВАНИЯ ОЦЕНКИ ПРИГОДНОСТИ ИЗОБРАЖЕНИЯ ДЛЯ БЕСКОНТАКТНОГО ИЗМЕРЕНИЯ

Предлагаемый метод представляет собой формальную модель обработки изображения, на основе которой строится программный конвейер, включающий нейросетевую сегментацию рыб, геометрическую постобработку масок, ранжирование обнаруженных объектов и вычисление линейных размеров выбранной особи. Нейросетевая система компьютерного зрения в данной модели выполняет первичное преобразование изображения в множество отдельных объектов, тогда как решение о пригодности каждого объекта для измерения формируется последующими алгоритмическими операциями.

3.1. Модель программно-алгоритмического конвейера

Пусть I - цифровое изображение верхнего обзора бассейна УЗВ. Полный оператор его обработки представим в виде композиции

$$\Psi = \Psi_W \circ \Psi_L \circ \Psi_Q \circ \Psi_G \circ \Psi_F \circ \Psi_S,$$

где Ψ_S - оператор нейросетевой сегментации экземпляров, Ψ_F - оператор предварительной фильтрации, Ψ_G - оператор формирования геометрического описания масок, Ψ_Q - оператор оценки их пригодности для измерения, Ψ_L - оператор определения линейного размера, Ψ_W - оператор расчёта производной оценки массы. Обобщённо процесс обработки имеет вид

$$I \xrightarrow{\Psi_S} \mathcal{S}(I) \xrightarrow{\Psi_F} \mathcal{S}_F(I) \xrightarrow{\Psi_G} X(I) \xrightarrow{\Psi_Q} i^* \xrightarrow{\Psi_L} L_{cm} \xrightarrow{\Psi_W} W.$$

При этом не каждое изображение обязательно содержит объект, пригодный для измерения. Поэтому оператор Ψ определяется как отображение

$$\Psi: I \rightarrow \{(L_{cm}, W), \emptyset\},$$

где $\emptyset$ соответствует обоснованному отказу от формирования результата при отсутствии допустимого объекта. Возможность отказа принципиальна для рассматриваемого метода, поскольку принудительное определение длины по неполной или искажённой маске приводит к численно определённом, но содержательно недостоверному результату.

3.2. Нейросетевая сегментация и формирование множества кандидатов

Оператор нейросетевой сегментации преобразует изображение I во множество обнаруженных объектов

$$\Psi_S(I) = \mathcal{S}(I) = \{o_i\}_{i=1}^N,$$

где

$$o_i = (m_i, c_i, p_i).$$

Здесь m_i - бинарная маска i -го объекта, c_i -присвоенный ему класс, $p_i \in [0, 1]$ - оценка уверенности распознавания, N - число объектов, выделенных нейросетевой моделью.

В реализованном прототипе для сегментации применена модель YOLO11x-seg [10], возвращающая маску, класс, ограничивающую рамку и оценку уверенности для каждого обнаруженного экземпляра. Выделяются два класса: живая и погибшая рыба. При этом результаты нейросетевого инференса рассматриваются только как исходное множество кандидатов: высокая уверенность распознавания подтверждает наличие объекта, но не гарантирует полноту его видимой формы и пригодность для определения длины.

Для исключения заведомо непригодных объектов вводится оператор предварительной фильтрации

$$\Psi_F: \mathcal{S}(I) \rightarrow \mathcal{S}_F(I),$$

формирующий множество

$$\mathcal{S}_F(I) = \{o_i \in |\mathcal{S}(I)| \mid p_i \geq p_{\min}, S_i \geq S_{\min}, AR_i \geq AR_{\min}, C_i \leq C_{\max}\}$$

Здесь $p_{\min}$ - минимально допустимая уверенность распознавания, $S_{\min}$ - минимальная площадь маски, $AR_{\min}$ - минимальная вытянутость объекта, $C_{\max}$ - максимально допустимая округлость. Пороговая фильтрация исключает слабые предсказания, малые фрагменты, компактные пятна и маски, форма которых заведомо не соответствует полностью наблюдаемой рыбе.

Если

$$\mathcal{S}_F(I) = \emptyset,$$

обработка завершается отказом от измерения. В противном случае допустимые объекты передаются в блок геометрического анализа.

3.3. Геометрическое описание сегментированных объектов

Для каждого объекта $o_i \in \mathcal{S}_F(I)$ оператор Ψ_G формирует вектор признаков

$$\Psi_G(o_i) = x_i, \\ x_i = (p_i, S_i, L_i, B_i, AR_i, C_i, St_i, c_i),$$

где S_i - площадь маски, L_i и B_i - её продольный и поперечный размеры, AR_i - вытянутость, C_i - округлость, St_i - прямолинейность формы. Площадь определяется числом пикселей, принадлежащих маске:

$$S_i = \sum_{u,v} m_i(u, v).$$

Продольный и поперечный размеры вычисляются по минимальному ориентированному прямоугольнику, охватывающему контур маски:

$$L_i = \max(a_i, b_i), B_i = \min(a_i, b_i),$$

где a_i и b_i - стороны ориентированного прямоугольника. Вытянутость объекта задается отношением

$$AR_i = \frac{L_i}{B_i}.$$

Для масок, близких по форме к кругу или компактному фрагменту тела, AR_i принимает значения, близкие к единице; увеличение AR_i соответствует более выраженной продольной ориентации объекта.

Округлость рассчитывается по площади и периметру контура:

$$C_i = \frac{4\pi S_i}{P_i^2},$$

где P_i - периметр маски. Для компактной области $C_i \rightarrow 1$, тогда как для вытянутой формы значение уменьшается. Поэтому округлость используется как признак, отрицательно связанный с пригодностью объекта для измерения длины.

Прямолинейность характеризует степень изгиба наблюдаемого тела и определяется отношением расстояния между конечными точками осевой линии к её полной длине:

$$St_i = \frac{D_i}{L_i^{ax}}, 0 < St_i \leq 1,$$

где D_i - евклидово расстояние между концами осевой линии маски, L_i^{ax} - её длина. Для распрямлённого объекта D_i близко к L_i^{ax} , поэтому St_i приближается к единице; при увеличении изгиба значение уменьшается.

Таким образом, вектор x_i объединяет сведения двух типов: p_i характеризует результат нейросетевого распознавания, а геометрические компоненты описывают наблюдаемую форму объекта и возможность интерпретации его продольного размера как видимой длины рыбы. Расчёт перечисленных характеристик реализован в модуле постобработки масок прототипа.

3.4. Формирование интегральной оценки пригодности

Оператор Ψ_Q ставит каждому допустимому объекту в соответствие скалярную оценку

$$\Psi_Q(x_i) = Q_i, \\ Q_i = Q(p_i, S_i, L_i, B_i, AR_i, C_i, St_i, c_i).$$

Функция Q_i предназначена не для оценки вероятности точного измерения, а для относительного ранжирования объектов,

обнаруженных на одном изображении. Её структура должна обеспечивать увеличение оценки при росте уверенности распознавания, площади, продольного размера, вытянутости и прямолинейности, а также уменьшение при росте округлости:

$$\frac{\partial Q}{\partial p} > 0, \frac{\partial Q}{\partial S} > 0, \frac{\partial Q}{\partial L} > 0, \\ \frac{\partial Q}{\partial AR} > 0, \frac{\partial Q}{\partial St} > 0, \frac{\partial Q}{\partial C} < 0.$$

В прототипе использована мультипликативная модель

$$Q_i = p_i f_{AR}(AR_i) f_L(L_i) f_S(S_i) f_C(C_i) f_{St}(St_i) f_c(c_i),$$

где отдельные множители отражают вклад соответствующих признаков. Мультипликативная структура приводит к снижению итоговой оценки при низком значении любого существенного показателя: крупный объект не получает высокого приоритета, если его форма округла или сильно изогнута, а высокая уверенность модели не компенсирует геометрическую непригодность маски.

Частные функции имеют вид

$$f_{AR}(AR_i) = \min\left(\frac{AR_i}{4}, 1,5\right), \\ f_L(L_i) = \sqrt{L_i}, \\ f_S(S_i) = \ln(1 + \sqrt{S_i}), \\ f_C(C_i) = \max(0,10 \cdot 1 - 0,65C_i), \\ f_{St}(St_i) = 0,35 + 0,65St_i.$$

Использование корневого и логарифмического преобразований ограничивает влияние абсолютных размеров маски: увеличение длины и площади повышает оценку, но не приводит к её неконтролируемому росту. Ограничение функции f_{AR} сверху препятствует доминированию аномально узких масок, а нижняя граница f_C сохраняет возможность сравнительного ранжирования объектов с неидеальной формой.

Для учёта класса объекта применяется множитель

$$f_c(c_i) = \begin{cases} 1, & c_i = \text{live_fish}, \\ \gamma, & c_i = \text{notlive_fish}, \end{cases} \quad 0 < \gamma < 1.$$

В реализованном прототипе принято $\gamma = 0,75$, что обеспечивает преимущество живой рыбы при формировании данных о росте, не исключая при этом геометрический анализ погибших особей. Коэффициенты и вид частных функций на данном этапе носят эвристический характер. Они формализуют предметную логику отбора объектов, реализованную в прототипе, но не

рассматриваются как окончательно идентифицированные параметры модели. Их оптимизация на выборке с экспертной разметкой пригодности относится к следующим этапам исследования. Объект для последующего измерения определяется правилом

$$i^* = \arg \max_{o_i \in \mathcal{S}_F(I)} Q_i.$$

3.5. Формирование результата обработки

Для выбранного объекта o_i -оператор Ψ_L определяет видимую длину в пикселях:

$$L_{px} = \Psi_L(m_{i^*}).$$

При известном коэффициенте пространственной калибровки k выполняется перевод в физические единицы:

$$L_{cm} = kL_{px}.$$

Оператор Ψ_W рассчитывает производную оценку массы по зависимости «длина-масса» [8-9]:

$$W = aL_{cm}^b,$$

где a и b - видоспецифические коэффициенты. С учётом возможного отсутствия допустимых объектов полный оператор обработки принимает вид

$$\Psi(I) = \begin{cases} (k \cdot L_{px}(m_{i^*})^a [kL_{px}(m_{i^*})]^b), & \mathcal{S}_F(I) \neq \emptyset, \\ \emptyset, & \mathcal{S}_F(I) = \emptyset. \end{cases}$$

Величина W является расчётной оценкой, получаемой по измеренной на изображении длине, и не тождественна фактической массе конкретной рыбы. Таким образом, разработанная математическая модель задаёт последовательность преобразований, ограничения и правило выбора объекта, а программный конвейер реализует эту модель на основе результатов нейросетевой сегментации и алгоритмической постобработки масок.

IV. ПРОГРАММНАЯ РЕАЛИЗАЦИЯ

Предлагаемая математическая модель реализована в виде программного прототипа, архитектура которого представлена на рис. 1. При разработке прототипа были разделены процессы формирования нейросетевой модели и эксплуатационной обработки изображений. Такое разделение обеспечивает независимость подготовки модели от её последующего использования и позволяет модифицировать отдельные компоненты программного конвейера без изменения общей структуры метода.



Рис. 1 Архитектура программной реализации предложенного метода бесконтактной оценки длины и расчётной массы рыбы

Эксплуатационный контур представляет программную реализацию композиции операторов, введённой в разделе III. Оператор нейросетевой сегментации Ψ_S реализован средствами Ultralytics [10] и PyTorch [12] на основе модели YOLO11x-seg. Для каждого входного изображения модель формирует множество обнаруженных объектов, включающее маски экземпляров, классы и оценки уверенности распознавания. Операторы фильтрации, геометрического анализа, вычисления функции пригодности и определения линейного размера Ψ_F , Ψ_G , Ψ_Q и Ψ_L реализованы в едином модуле постобработки с использованием OpenCV [11] и NumPy. Расчёт производной оценки массы Ψ_W выполняется по заданным коэффициентам зависимости «длина-масса».

Последовательность обработки включает загрузку изображения, выполнение нейросетевого инференса, исключение объектов, не удовлетворяющих пороговым ограничениям, вычисление геометрических характеристик оставшихся масок, определение значений Q_i и выбор объекта с максимальной оценкой пригодности. При отсутствии допустимых кандидатов модуль возвращает признак отказа от

измерения. В противном случае формируются видимая длина выбранной особи в пикселях, её оценка в физических единицах при заданном коэффициенте калибровки и расчётная масса.

Вычислительное ядро прототипа используется двумя интерфейсами. Интерфейс командной строки предназначен для пакетной обработки наборов изображений и формирования сводных результатов. Демонстрационный web-интерфейс, реализованный с применением FastAPI, обеспечивает загрузку и обработку отдельного изображения. Оба интерфейса обращаются к одному модулю инференса и постобработки, вследствие чего результаты не зависят от выбранного способа запуска.

Результаты обработки сохраняются в структурированном табличном виде и включают сведения обо всех обнаруженных объектах, рассчитанные геометрические признаки, значения функции пригодности, идентификатор выбранной особи, видимую длину и расчётную массу. Дополнительно формируется изображение с наложенными масками и визуальным выделением выбранного объекта. Файл весов нейросетевой модели, пороговые параметры фильтрации, функция оценки пригодности, параметры пространственной калибровки и коэффициенты зависимости «длина-масса» выделены в самостоятельные конфигурируемые компоненты. Это обеспечивает возможность замены модели сегментации и последующей модификации алгоритмов постобработки без изменения общей структуры программного конвейера.

V. ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНАЯ ПРОВЕРКА ПРЕДЛОЖЕННОГО МЕТОДА

5.1. Экспериментальная база исследования

Экспериментальная проверка предложенного метода проводилась на собственном наборе изображений африканского клариевого сома (*Clarias gariepinus*), полученных с камеры верхнего обзора производственного бассейна УЗВ. Условия наблюдения характеризовались высокой плотностью посадки, взаимными перекрытиями и различной ориентацией особей, изменением освещённости и контрастности, мутностью воды, бликами и пеной на её поверхности, а также присутствием элементов конструкции бассейна. Тем самым исходные данные отражали основные факторы, затрудняющие автоматическое выделение рыбы и последующую оценку её линейных размеров.

Видеозаписи бассейна преобразовывались в последовательности кадров, после чего выполнялась разметка отдельных экземпляров в X-AnyLabeling. Для ускорения построения полигональных масок применялась модель SAM2 [13] с последующей ручной корректировкой границ объектов и исключением масок, соответствующих бликам, пене и элементам оборудования. В разметке использовались два класса: *live_fish* - живая рыба и *notlive_fish* - погибшая рыба. Сформированный набор содержит 295 изображений и 1346 размеченных объектов, включая 1081 объект класса *live_fish* и 265 объектов класса *notlive_fish*.

Выборка	Число изображений	Число объектов
Обучающая	206	930
Валидационная	59	304
Тестовая	30	112
Всего	295	1346

Таблица 1 - Состав экспериментального набора данных

Разделение на обучающую, валидационную и тестовую выборки выполнялось блоками по исходным видеопоследовательностям, а не случайным распределением отдельных кадров. Такой способ снижает вероятность одновременного попадания близких по времени и содержанию изображений в обучающую и контрольные части набора и, следовательно, ограничивает завышение оценки качества вследствие сходства соседних кадров. Тестовая выборка не использовалась при обучении и применялась для проверки качества сегментации и последующей работы программно-алгоритмического конвейера.

Сформированная экспериментальная база позволяет проверить метод на реальных изображениях, близких по своим характеристикам

к условиям предполагаемой эксплуатации. Вместе с тем набор данных получен в пределах одной производственной площадки и не охватывает всё возможное разнообразие бассейнов, камер и условий содержания, поэтому полученные результаты следует рассматривать как первичную экспериментальную проверку предложенного подхода.

5.2. Верификация нейросетевого выделения объектов

Первым этапом экспериментальной проверки являлась оценка качества работы оператора нейросетевой сегментации Ψ_S , формирующего множество объектов, поступающих на последующую геометрическую обработку. Цель данного этапа состояла не в сравнении различных архитектур компьютерного зрения, а в подтверждении того, что качество выделения экземпляров рыб является достаточным для дальнейшего применения предложенного метода выбора измеримой особи.

Оценка качества сегментации выполнялась на независимой тестовой выборке с использованием общепринятых метрик компьютерного зрения: Precision, Recall, mAP_{50} и mAP_{50-95} , вычисляемых по маскам объектов [14]. В качестве интегральных показателей использовались значения средней точности при пороге пересечения по объединению $IoU = 0,5$ и усреднённой средней точности в диапазоне порогов $IoU = 0,5 \dots 0,95$. Для разработанной модели получены значения $mAP_{50} = 0,409$ и $mAP_{50-95} = 0,192$.

Существенное различие между значениями mAP_{50} и mAP_{50-95} свидетельствует о том, что модель в большинстве случаев корректно локализует экземпляры рыб, однако точность восстановления границ масок остаётся ограниченной. Для рассматриваемой задачи это обстоятельство не является критическим, поскольку последующее определение длины основывается преимущественно на геометрии продольной оси объекта и значительно менее чувствительно к локальным погрешностям контура, чем интегральные метрики совпадения масок. Такой результат подтверждает возможность использования сегментированных объектов в качестве входных данных для операторов Ψ_F , Ψ_G и Ψ_Q .

Дополнительно был выполнен качественный анализ результатов сегментации. Основными источниками ошибок являются взаимные перекрытия рыб, частичная видимость отдельных особей, снижение контрастности изображения вследствие мутности воды, а также блики и пена на поверхности бассейна. В этих условиях возможны как пропуски отдельных экземпляров, так и неточное восстановление границ масок. Вместе с тем полученные результаты подтверждают принципиальную работоспособность оператора Ψ_S в условиях

реальной промышленной съёмки и позволяют перейти к экспериментальной проверке основной составляющей предложенного метода - алгоритма выбора объекта, пригодного для бесконтактного измерения.

5.3. Верификация метода выбора измеримой особи

После проверки качества нейросетевого выделения объектов была выполнена предварительная верификация основного элемента предложенного метода - функции оценки пригодности $Q(x)$, обеспечивающей переход от множества сегментированных объектов к автоматическому выбору особи для последующего определения длины. Задача данного этапа состояла в проверке вычислительной работоспособности функции, согласованности формируемого выбора с заложенными геометрическими критериями и возможностью объяснения принятого решения по значениям входящих в оценку признаков.

Для каждого изображения тестовой выборки оператор Ψ_5 формировал множество сегментированных объектов, после чего применялись пороговая фильтрация и вычисление

геометрических признаков. Каждому объекту o_i , прошедшему предварительный отбор, ставилось в соответствие значение $Q_i = Q(x_i)$, а выбор выполнялся по правилу

$$i^* = \arg \max_{o_i \in \mathcal{S}_F(I)} Q_i.$$

Если множество допустимых кандидатов оказывалось пустым, алгоритм формировал отказ от измерения; в противном случае объект с максимальной оценкой передавался оператору определения линейного размера.

На рис. 2 показан характерный пример последовательного применения метода к изображению бассейна с высокой плотностью посадки. На исходном изображении одновременно наблюдается множество рыб, различающихся полнотой видимости, ориентацией, степенью изгиба и наличием перекрытий. После сегментации каждому распознанному экземпляру присваивается идентификатор и формируется его маска, что позволяет независимо вычислять геометрические характеристики отдельных объектов.

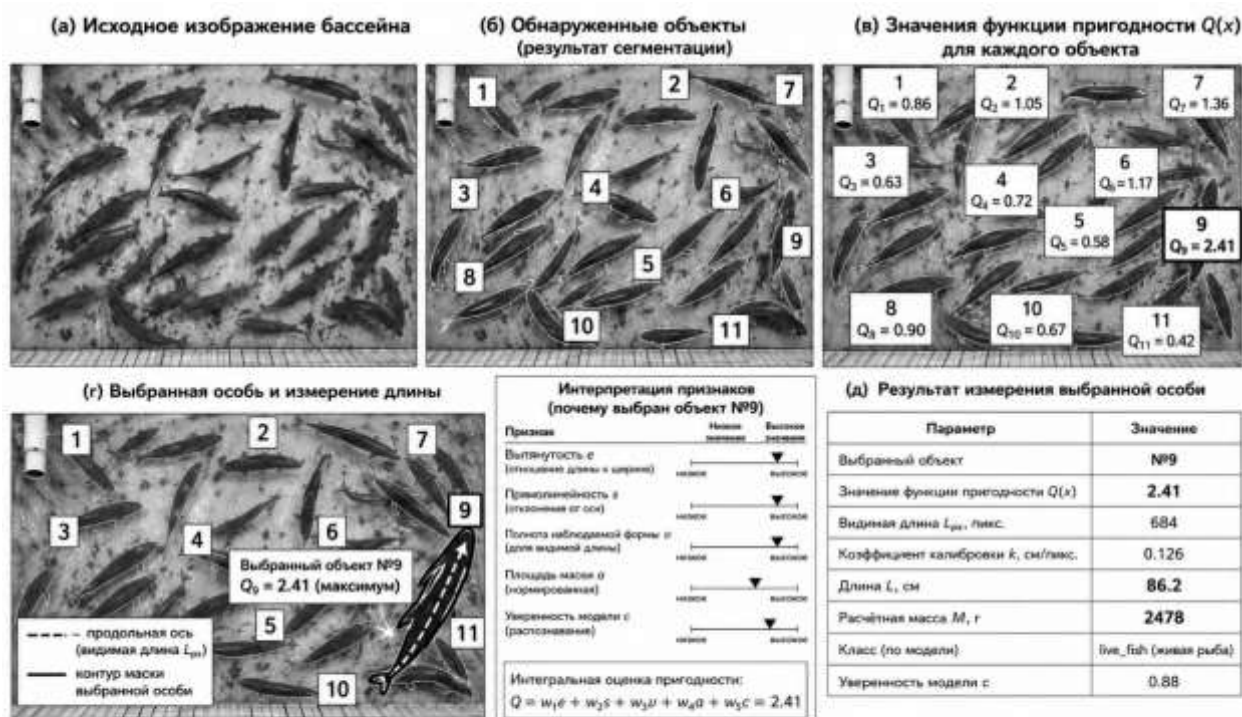


Рис. 5. Демонстрация работы метода выбора измеримой особи.

(а) исходное изображение бассейна; (б) обнаруженные объекты после сегментации; (в) значения функции пригодности $Q(x)$ для каждого объекта; (г) автоматически выбранная особь (№9) и продольная ось для определения видимой длины; (д) результаты определения длины и расчётной массы.

Рис. 2. Демонстрация работы метода выбора измеримой особи: (а) исходное изображение бассейна; (б) обнаруженные объекты после сегментации; (в) значения функции пригодности $Q(x)$ для отдельных объектов; (г) автоматически выбранная особь и продольная ось определения

видимой длины; (д) результаты определения длины и расчётной массы.

Как видно из рис. 2в, максимальное значение функции пригодности получено для объекта № 9: $Q_9 = 2,41$.

При этом выбранный объект не является единственным крупным или уверенно распознанным экземпляром на изображении. Его преимущество формируется совокупностью признаков: выраженной вытянутостью, высокой прямолинейностью, достаточной полнотой наблюдаемой формы и приемлемой площадью маски. Таким образом, решение принимается не по одному частному показателю, а по их интегральному сочетанию.

Для объекта № 9 продольная ось маски использована для определения видимой длины, составившей $L_{px} = 684$ пикселя. При принятом для демонстрационного примера коэффициенте пространственной калибровки $k = 0,126$ см/пикс. расчётная длина определяется выражением

$$L_{cm} = kL_{px} = 0,126 \cdot 684 = 86,2 \text{ см.}$$

Далее по зависимости «длина-масса» получена расчётная оценка массы $M = 2478$ г. Приведённые значения иллюстрируют прохождение выбранного объекта через полный измерительный фрагмент конвейера; они не являются результатом независимого контрольного измерения конкретной особи.

Отдельное значение для верификации имеет интерпретируемость выбора. Для выбранного объекта высокие значения имеют признаки вытянутости e , прямолинейности si полноты наблюдаемой формы v , тогда как площадь маски ai и уверенность нейросетевого распознавания sp поддерживают решение, но не определяют его самостоятельно. Такая структура оценки снижает вероятность выбора крупной, но перекрытой или сильно изогнутой рыбы, которая могла бы получить преимущество при использовании только площади маски либо только уверенности модели.

Результаты демонстрационного анализа подтверждают, что функция $Q(x)$ вычислима на реальных производственных изображениях, обеспечивает воспроизводимое ранжирование сегментированных объектов и позволяет объяснить выбор через значения геометрических признаков. Вместе с тем приведённый пример подтверждает работоспособность принципа выбора, но не доказывает статистического превосходства предложенной функции над альтернативными правилами ранжирования. Количественная проверка на расширенной экспертной выборке, идентификация параметров функции и сравнение с базовыми стратегиями выбора относятся к следующим этапам исследования.

При включении этого текста в статью значения Q_9 , L_{px} , k , L_{cm} и M необходимо заменить реальными результатами программного прототипа: текущий рисунок является содержательным макетом, а не

документированным экспериментальным протоколом.

5.4. Верификация композиции операторов Ψ

Завершающим этапом экспериментальной проверки являлась верификация совместной работы операторов, образующих композицию

$$\Psi = \Psi_W \circ \Psi_L \circ \Psi_Q \circ \Psi_G \circ \Psi_F \circ \Psi_S.$$

В отличие от предыдущих подразделов, где оценивалась работоспособность отдельных компонентов модели, на данном этапе проверялось корректное функционирование всего вычислительного конвейера при обработке реальных изображений бассейнов УЗВ. Основной целью являлось подтверждение того, что результаты каждого оператора могут без дополнительного вмешательства использоваться в качестве входных данных последующего этапа обработки, обеспечивая непрерывность вычислительного процесса от исходного изображения до формирования итоговой оценки линейных размеров и расчётной массы выбранной особи.

Для каждого изображения тестовой выборки последовательно выполнялись все этапы обработки, предусмотренные математической моделью. После сегментации изображения формировалось множество объектов-кандидатов, для которых вычислялись геометрические характеристики. Затем выполнялась предварительная фильтрация, расчёт функции пригодности $Q(x)$, ранжирование объектов и выбор наиболее подходящей особи. Для выбранного объекта определялась видимая длина в пикселях, осуществлялся её перевод в физические единицы по калибровочному коэффициенту и вычислялась расчётная масса по принятой зависимости «длина-масса». Таким образом, весь цикл обработки выполнялся автоматически и не требовал участия оператора после загрузки изображения.

В ходе экспериментальной проверки были рассмотрены различные характерные ситуации, возникающие при обработке изображений верхнего обзора. К ним относятся кадры с единственной пригодной для измерения особью, изображения с несколькими потенциальными кандидатами, случаи частичного взаимного перекрытия рыб, а также ситуации, в которых условия наблюдения не позволяли выполнить корректное измерение. Во всех рассмотренных случаях вычислительный процесс завершался корректно: при наличии допустимого объекта система формировала результат измерения, а при невозможности выбора измеримой особи завершала обработку формированием отказа от измерения. Последний случай рассматривается как предусмотренный режим функционирования алгоритма, предотвращающий получение заведомо недостоверных результатов.

Результатом работы композиции операторов является единый информационный объект, содержащий все данные, сформированные в процессе обработки изображения. В его состав входят результаты нейросетевой сегментации, геометрические характеристики обнаруженных объектов, значения функции пригодности, сведения о выбранной особи, определённая длина, расчётная масса и графическая интерпретация выполненного измерения. Использование единой структуры выходных данных обеспечивает возможность их последующего накопления, статистической обработки и интеграции в информационные системы мониторинга процессов выращивания.

Полученные результаты подтверждают корректность совместного функционирования разработанных операторов в составе единой вычислительной модели бесконтактного определения длины и расчётной массы отдельной особи по изображениям верхнего обзора. Тем самым экспериментальная проверка подтверждает не только работоспособность отдельных компонентов метода, рассмотренных в предыдущих подразделах, но и практическую реализуемость предложенной композиции операторов как основы программной системы автоматизированного мониторинга роста рыб в установках замкнутого водооборота.

5.5. Границы применимости предложенного метода

Предложенный метод ориентирован на бесконтактный контроль роста рыб в установках замкнутого водообращения с использованием неподвижной камеры верхнего обзора. Наиболее эффективное применение достигается для относительно моноразмерных популяций, в которых последовательность измерений отдельных особей используется для статистической оценки состояния всей партии.

Корректность определения длины обеспечивается при наличии хотя бы одной особи, полностью или преимущественно наблюдаемой в кадре. При значительном взаимном перекрытии рыб, сильном изгибе тела, неполной видимости контура или существенных ошибках сегментации алгоритм может сформировать отказ от измерения. Такой результат рассматривается как штатный режим работы, предотвращающий получение недостоверных оценок.

Предложенный подход не ставит целью измерение каждой обнаруженной рыбы. Его задача заключается в автоматическом выборе объектов, наиболее пригодных для последующего определения линейных размеров. При обработке непрерывного видеопотока пропуск отдельных кадров компенсируется появлением новых ракурсов и положений рыб, обеспечивающих возможность последующих корректных измерений.

Расчётная масса определяется по эмпирической зависимости «длина-масса» и представляет собой оценку, а не результат непосредственного взвешивания конкретной особи. Для практического применения параметры этой зависимости должны определяться для соответствующего вида рыб и условий выращивания.

Полученные результаты подтверждают применимость предложенного метода в качестве первого этапа построения системы автоматизированного мониторинга роста рыб в УЗВ. Дальнейшее развитие исследования связано с расширением экспериментальной базы, статистической идентификацией функции $Q(x)$ и переходом от измерения отдельных особей к оценке параметров всей популяции.

VI. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В работе рассмотрена задача бесконтактной оценки длины и расчётной массы отдельных особей рыб по изображениям верхнего обзора бассейнов установок замкнутого водообращения. В отличие от традиционного подхода, внимание сосредоточено на автоматическом выборе объекта, пригодного для последующего измерения в условиях высокой плотности посадки и взаимного перекрытия особей.

Предложена математическая модель, представляющая процесс обработки изображения в виде композиции операторов, последовательно выполняющих нейросетевую сегментацию, вычисление геометрических признаков, оценку пригодности объектов, определение линейных размеров и расчётной массы. Центральным элементом модели является интегральная функция оценки пригодности, формализующая критерии выбора измеримой особи.

На основе разработанной модели реализован программный прототип, использующий современные технологии компьютерного зрения и нейросетевой обработки изображений для автоматического анализа производственных видеоданных. Реализованный программный конвейер обеспечивает выполнение полного цикла обработки - от выделения экземпляров рыб до формирования результатов измерения - и может рассматриваться как интеллектуальный программный сенсор, предназначенный для непрерывного мониторинга параметров выращивания.

Экспериментальная проверка подтвердила работоспособность предложенного подхода на реальных изображениях бассейнов УЗВ. Показана возможность автоматического выбора наиболее пригодной для измерения особи, устойчивого функционирования композиции операторов и формирования отказа от измерения в случаях, когда получение достоверного результата невозможно.

Предложенный метод ориентирован не только на решение самостоятельной задачи компьютерного зрения, но и на встраивание в контур автоматизации технологического процесса выращивания гидробионтов [15]. Формируемые системой данные о динамике линейных размеров и расчётной массы могут использоваться в составе информационно-аналитических систем предприятия для оценки состояния популяции, поддержки принятия технологических решений и автоматизированного контроля режимов выращивания [16-17].

Полученные результаты являются первым этапом исследования интеллектуальных технологий мониторинга аквакультуры. Дальнейшее развитие работы связано с расширением экспериментальной базы, статистической идентификацией функции пригодности, повышением точности нейросетевых моделей и переходом от измерения отдельных особей к автоматизированной оценке параметров популяции и построению цифрового двойника процесса выращивания в установках замкнутого водообращения.

БИБЛИОГРАФИЯ

- [1] FAO. The State of World Fisheries and Aquaculture 2024: Blue Transformation in Action. - Rome: Food and Agriculture Organization of the United Nations, 2024. - 264 p. - DOI: 10.4060/cd0683en.
- [2] Føre M., Frank K., Norton T., Svendsen E., Alfrædsen J. A., Dempster T., Eguirau H., Watson W., Stahl A., Sunde L. M., Schellewald C., Skøien K. R., Alver M. O., Berckmans D. Precision fish farming: A new framework to improve production in aquaculture // *Biosystems Engineering*. - 2018. - Vol. 173. - P. 176-193. - DOI: 10.1016/j.biosystemseng.2017.10.014.
- [3] Martins C. I. M., Eding E. H., Verdegem M. C. J., Heinsbroek L. T. N., Schneider O., Blancheton J.-P., Roque d'Orbecastel E., Verreth J. A. J. New developments in recirculating aquaculture systems in Europe: A perspective on environmental sustainability // *Aquacultural Engineering*. - 2010. - Vol. 43, no. 3. - P. 83-93. - DOI: 10.1016/j.aquaeng.2010.09.002.
- [4] Zion B. The use of computer vision technologies in aquaculture - A review // *Computers and Electronics in Agriculture*. - 2012. - Vol. 88. - P. 125-132. - DOI: 10.1016/j.compag.2012.07.010.
- [5] Rather M. A., Ahmad I., Shah A., Hajam Y. A., Amin A., Khursheed S., Ahmad I., Rasool S. Exploring opportunities of artificial intelligence in aquaculture to meet increasing food demand // *Food Chemistry: X*. - 2024. - Vol. 22. - Art. 101309. - DOI: 10.1016/j.fochx.2024.101309.
- [6] Агарков А. А., Самсонов К. А., Малышев В. Н., Свездлик Г. В. Система сбора наборов фотоизображений и подходы к обучению нейросетей для решения практических задач цифрового управления высокопроизводительной аквафермой на принципах замкнутого водообращения // *International Journal of Open Information Technologies*. - 2023. - Т. 11, № 8. - С. 105-112.
- [7] Жабицкий М. Г., Андриенко Ю. А., Малышев В. Н., Чуйкова С. В., Жосанов А. А. Digital transformation model based on the digital twin concept for intensive aquaculture production using closed water circulation technology // *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*. - 2021. - Vol. 723. - Art. 032064. - DOI: 10.1088/1755-1315/723/3/032064.
- [8] Le Cren E. D. The length-weight relationship and seasonal cycle in gonad weight and condition in the perch (*Perca fluviatilis*) // *Journal of Animal Ecology*. - 1951. - Vol. 20, no. 2. - P. 201-219. - DOI: 10.2307/1540.
- [9] Froese R. Cube law, condition factor and weight-length relationships: History, meta-analysis and recommendations // *Journal of Applied Ichthyology*. - 2006. - Vol. 22, no. 4. - P. 241-253. - DOI: 10.1111/j.1439-0426.2006.00805.x.
- [10] Ultralytics. YOLO11 Models Documentation [Electronic resource]. - Available at: <https://docs.ultralytics.com/models/yolo11/> (accessed: 30.06.2026).
- [11] Bradski G. The OpenCV Library // *Dr. Dobb's Journal of Software Tools*. - 2000. - Vol. 25, no. 11. - P. 120-125.
- [12] Paszke A., Gross S., Massa F., Lerer A., Bradbury J., Chanan G., Killeen T., Lin Z., Gimelshein N., Antiga L., Desmaison A., Köpf A., Yang E., DeVito Z., Raison M., Tejani A., Chilamkurthy S., Steiner B., Fang L., Bai J., Chintala S. PyTorch: An imperative style, high-performance deep learning library // *Advances in Neural Information Processing Systems* 32. - 2019. - P. 8024-8035.
- [13] Ravi N., Gabeur V., Hu Y.-T., Hu R., Ryali C., Ma T., Khedr H., Rädle R., Wortsman M., et al. SAM 2: Segment Anything in Images and Videos. arXiv:2408.00714, 2024.
- [14] Lin T.-Y., Maire M., Belongie S., Hays J., Perona P., Ramanan D., Dollár P., Zitnick C. L. Microsoft COCO: Common Objects in Context // *Fleet D., Pajdla T., Schiele B., Tuytelaars T., eds. Computer Vision - ECCV 2014. Lecture Notes in Computer Science*. - Cham: Springer, 2014. - Vol. 8693. - P. 740-755. - DOI: 10.1007/978-3-319-10602-1_48.
- [15] Жабицкий М. Г., Любарский А. А., Долина Е. С., Агарков А. А. Использование семантической сети для выявления функциональных требований при проектировании IT-систем автоматизации производства на примере высокоинтенсивного аквакультурного производства // *International Journal of Open Information Technologies*. - 2024. - Т. 12, № 8. - С. 3-7.
- [16] Cui M., Liu X., Liu H., Zhao J., Li D., Wang W. Fish Tracking, Counting, and Behaviour Analysis in Digital Aquaculture: A Comprehensive Survey // *Reviews in Aquaculture*. - 2025. - Vol. 17, no. 1. - Art. e13001. - DOI: 10.1111/raq.13001.
- [17] Wang C., Li Z., Wang T., Xu X., Zhang X., Li D. Intelligent fish farm-The future of aquaculture // *Aquaculture International*. - 2021. - Vol. 29, no. 6. - P. 2681-2711. - DOI: 10.1007/s10499-021-00773-8.

Статья получена 17 июля 2026

Чухнов М.А., ВИШ НИЯУ МИФИ, магистрант (e-mail: chuhnovma@gmail.com)

Сычев В.А., ВИШ НИЯУ МИФИ, ст.преподаватель, к.т.н. (e-mail: ssytchov@mai.ru)

Андриенко Ю.А., ВИШ НИЯУ МИФИ, доцент, к.ф.-м.н. (e-mail: yand@outlook.com)

Малышев В.А., ООО «Панинское Плюс», заместитель директора, (e-mail: v-malyshev@yandex.ru)

An Approach to Automated Estimation of Fish Population Length-Weight Characteristics from Top-View Images in Recirculating Aquaculture Systems

M.A. Chukhnov, V.A. Sychev, Yu.A. Andrienko, and V.A. Malyshev

Abstract - This paper addresses the problem of contactless estimation of the length and calculated weight of individual fish from top-view images acquired in recirculating aquaculture system (RAS) tanks. Unlike existing approaches, which are primarily focused on object detection and segmentation, the proposed approach emphasizes the automatic selection of the individual most suitable for subsequent measurement under conditions of high stocking density and mutual fish occlusion. A mathematical image-processing model is proposed in the form of a composition of operators that includes neural-network-based segmentation, geometric analysis of segmented masks, computation of an integral suitability function, estimation of fish length, and calculation of fish weight. Based on the proposed model, a software prototype implementing computer vision and deep learning technologies for automated processing of production video data has been developed. Experimental validation performed on a specialized image dataset of African sharp-tooth catfish (*Clarias gariepinus*) confirmed the feasibility of the proposed approach, its capability to automatically select a measurable individual, and the correct operation of the complete software and algorithmic processing pipeline. The obtained results can serve as a basis for the development of intelligent fish monitoring systems and digital twins of aquaculture production processes in recirculating aquaculture systems.

Keywords - recirculating aquaculture systems (RAS), aquaculture, computer vision, neural network segmentation, measurable fish selection, contactless fish length estimation, calculated fish weight, automated monitoring, image processing, intelligent systems.

REFERENCES

- [1] FAO. The State of World Fisheries and Aquaculture 2024: Blue Transformation in Action. - Rome: Food and Agriculture Organization of the United Nations, 2024. - 264 p. - DOI: 10.4060/cd0683en.
- [2] Føre M., Frank K., Norton T., Svendsen E., Alfredsen J. A., Dempster T., Eguiraun H., Watson W., Stahl A., Sunde L. M., Schellewald C., Skøien K. R., Alver M. O., Berckmans D. Precision fish farming: A new framework to improve production in aquaculture // *Biosystems Engineering*. - 2018. - Vol. 173. - P. 176-193. - DOI: 10.1016/j.biosystemseng.2017.10.014.
- [3] Martins C. I. M., Eding E. H., Verdegem M. C. J., Heinsbroek L. T. N., Schneider O., Blancheton J.-P., Roque d'Orbecastel E., Verreth J. A. J. New developments in recirculating aquaculture

systems in Europe: A perspective on environmental sustainability // *Aquacultural Engineering*. - 2010. - Vol. 43, no. 3. - P. 83-93. - DOI: 10.1016/j.aquaeng.2010.09.002.

[4] Zion B. The use of computer vision technologies in aquaculture - A review // *Computers and Electronics in Agriculture*. - 2012. - Vol. 88. - P. 125-132. - DOI: 10.1016/j.compag.2012.07.010.

[5] Rather M. A., Ahmad I., Shah A., Hajam Y. A., Amin A., Khursheed S., Ahmad I., Rasool S. Exploring opportunities of artificial intelligence in aquaculture to meet increasing food demand // *Food Chemistry: X*. - 2024. - Vol. 22. - Art. 101309. - DOI: 10.1016/j.fochx.2024.101309.

[6] A.A. Agarkov, K.A. Samsonov, V.N. Malyshev, G.V. Sverdlik Photographic images sets collecting system and approaches to training neural networks for digital management practical problems solving for a high-performance aquafarm based on the principles of closed water circulation // *International Journal of Open Information Technologies*. - 2023. - T. 11, № 8. - C. 105-112.

[7] Zhabitskii M.G., Andrienko Yu.A., V.A. Malyshev., Chuikova S.V., Zhosonov F.A.A. Digital transformation model based on the digital twin concept for intensive aquaculture production using closed water circulation technology // *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*. - 2021. - Vol. 723. - Art. 032064. - DOI: 10.1088/1755-1315/723/3/032064.

[8] Le Cren E. D. The length-weight relationship and seasonal cycle in gonad weight and condition in the perch (*Perca fluviatilis*) // *Journal of Animal Ecology*. - 1951. - Vol. 20, no. 2. - P. 201-219. - DOI: 10.2307/1540.

[9] Froese R. Cube law, condition factor and weight-length relationships: History, meta-analysis and recommendations // *Journal of Applied Ichthyology*. - 2006. - Vol. 22, no. 4. - P. 241-253. - DOI: 10.1111/j.1439-0426.2006.00805.x.

[10] Ultralytics. YOLO11 Models Documentation [Electronic resource]. - Available at: <https://docs.ultralytics.com/models/yolo11/>

[11] Bradski G. The OpenCV Library // *Dr. Dobb's Journal of Software Tools*. - 2000. - Vol. 25, no. 11. - P. 120-125.

[12] Paszke A., Gross S., Massa F., Lerer A., Bradbury J., Chanan G., Killeen T., Lin Z., Gimelshein N., Antiga L., Desmaison A., Köpf A., Yang E., DeVito Z., Raison M., Tejani A., Chilamkurthy S., Steiner B., Fang L., Bai J., Chintala S. PyTorch: An imperative style, high-performance deep learning library // *Advances in Neural Information Processing Systems* 32. - 2019. - P. 8024-8035.

[13] Ravi N., Gabeur V., Hu Y.-T., Hu R., Ryali C., Ma T., Khedr H., Rädle R., Wortsman M., et al. SAM 2: Segment Anything in Images and Videos. arXiv:2408.00714, 2024.

[14] Lin T.-Y., Maire M., Belongie S., Hays J., Perona P., Ramanan D., Dollár P., Zitnick C. L. Microsoft COCO: Common Objects in Context // *Fleet D., Pajdla T., Schiele B., Tuytelaars T., eds. Computer Vision - ECCV 2014. Lecture Notes in Computer Science*. - Cham: Springer, 2014. - Vol. 8693. - P. 740-755. - DOI: 10.1007/978-3-319-10602-1_48.

[15] Zhabitsky M.G., Lyubarsky A.A., Dolina E.S., Agarkov A.A. Usage of semantic web to identify functional requirements in the design of IT-systems for production automation on the example of high-intensity aquabiological production // *International Journal of Open Information Technologies*. - 2024. - T. 12, № 8. - C. 3-7.

[16] Cui M., Liu X., Liu H., Zhao J., Li D., Wang W. Fish Tracking, Counting, and Behaviour Analysis in Digital Aquaculture: A Comprehensive Survey // Reviews in Aquaculture. - 2025. - Vol. 17, no. 1. - Art. e13001. - DOI: 10.1111/raq.13001.

[17] Wang C., Li Z., Wang T., Xu X., Zhang X., Li D. Intelligent fish farm-The future of aquaculture // Aquaculture International. - 2021. - Vol. 29, no. 6. - P. 2681-2711. - DOI: 10.1007/s10499-021-00773-8.