

**МЕТОДИЧЕСКИЕ ОСОБЕННОСТИ ОПЕРАТИВНОГО ПРОГНОЗИРОВАНИЯ
ПРОМЫСЛОВОЙ ОБСТАНОВКИ ПРИ ПОМОЩИ МЕТОДОВ
ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА НА ПРИМЕРЕ ЧЕРНОМОРСКОГО
ШПРОТА**

Д. О. Кривогуз¹, М. М. Пятинский^{2*}

¹Южный федеральный университет, Ростов-на-Дону, Россия

²Азово-Черноморский филиал ФГБНУ «ВНИРО», Ростов-на-Дону, Россия

*Email: pyatinskiy_m_m@azniirkh.ru

Ключевые слова: искусственный интеллект, оперативный прогноз, промысел, Черное море, шпрот.

Введение

Промысловая разведка и оперативное прогнозирование промысла для Черного моря впервые было осуществлено в 1936 г. [Фащук, Куманцов, 2017; Голубчик, Кондратюк, 2021]. При помощи высокотехнологичных средств (аэросъемка) была выполнена оперативная разведка новых промысловых объектов: пелагиды и дельфины. В эти же годы были впервые обнаружены промысловые скопления хамсы и шпрота при помощи поисковых судов. В последующие годы в г. Керчь вплоть до распада СССР функционировала организация «Югрыбпромразведка», обеспечивающая оперативную координацию промысла на Черном и Азовском морях.

По мере перехода к рыночной экономике с 1990-х гг. задачи рыбопромысловой разведки и оперативного прогнозирования выполняются рыбопромышленными компаниями самостоятельно. Решение задачи разведки сводится к применению способов гидроакустического обнаружения скоплений непосредственно судном, следующим на промысел. Такой способ индивидуальной разведки предварительно не позволяет определить промысловый район, в результате чего на гидроакустический мониторинг затрачивается продолжительное количество времени, что в свою очередь снижает эффективность промысла.

В настоящее время, с учетом развития современных методов и обилия доступной информации, актуальной задачей является выполнение оперативного прогнозирования промысловой обстановки для цели оптимизации эффективности ведения промысла. Для решения задачи оперативного прогнозирования промысла авторы предлагают использовать методы искусственного интеллекта.

Материалы и методы исследования

При подготовке массива входных данных использовались ежедневные ряды данных о суточном вылове и суточном треке каждого судна, осуществляющего промысел в Черном море по данным института «Центр системы мониторинга рыболовства и связи» (далее - ЦСМС) за период 2014–2021 гг. В качестве ежедневных характеристик показателей среды обитания использовались данные проекта «Коперник» о температуре воды, солености, скорости течений и содержании растворенного кислорода в воде.

Подготовленный датасет имел формат однородного массива, каждая строка которого содержала информацию о долготе и широте геоцентра промысловых треков, величине улова шпрота, показателях температуры воды, солености, концентрации растворенного кислорода в этой точке на вертикальных горизонтах глубин 2,5, 7,5, 12, 17, 22 м за одни сутки для одного судна.

Для обучения искусственного интеллекта задача была сформулирована следующим образом: необходимо предсказывать величину улова (предсказываемая переменная) на основе значений всех параметров среды и положения в пространстве (улов ~ параметры среды + широта + долгота). Прогнозирование предлагается выполнять на основе прогноза параметров среды, которые проект «Коперник» выполняет с 10-дневной заблаговременностью. Для решения поставленной задачи была испытана классическая реализация нейронной сети (далее – NN) [Günther, Fritsch, 2010] и способа машинного обучения – случайный лес (далее – RF) [Liaw, Wiener, 2002].

В качестве инструмента для обучения искусственного интеллекта использовалась среда R и набор пакетов, позволяющих упростить решение пространственной задачи обучения и прогнозирования: caret, CAST, raster, sf, rgdal.

Результаты и обсуждение

В ходе предварительной диагностики выбора способа решения поставленной задачи была выявлена невозможность решения задачи регрессирования параметров среды для прогнозирования величины вылова. При попытках решения задачи регрессии методами RF и NN максимальный показатель коэффициента детерминации не превышал $R^2 = 0,4$.

Для упрощения решения поставленной задачи обучения показатели уловов в ретроспективных данных были классифицированы на 3-х категориальную шкалу: низкие уловы (до 20 т), средние уловы (от 20 до 40 т) и высокие уловы (более 40 т) на одно судно за сутки. В результате категоризации прогнозируемого параметра поставленная задача

превратилась в задачу классификации, результаты наиболее удачного выбора гиперпараметров для NN и RF представлены в таблице.

Таблица. Диагностика результатов обучения моделей NN, RF на ретроспективных суточных данных для черноморского шпрота

Метод	Гиперпараметры	Точность	AUC	Чувствительность	Валидация на тест. выборке
NN	size = 15 decay = 0.1	0,83	0,72	0,38	+
RF	ntree = 500 mtry = 11	0,77	0,79	0,47	+

На основе прогноза параметров среды проектом «Коперник» и обученной модели NN выполняется регулярный посуточный прогноз промысловых классов для Российских вод Черного моря (Рис.).

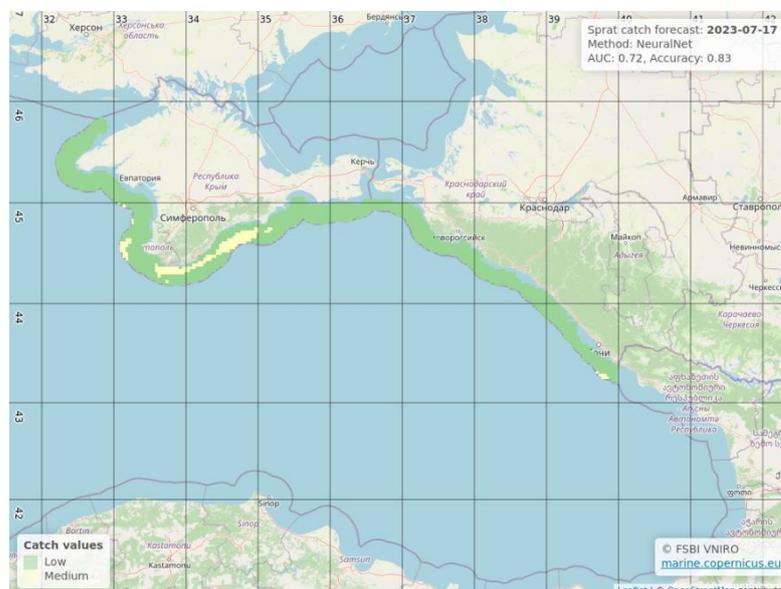


Рис. Пример пространственного прогноза нейронной сетью промысловых районов для черноморского шпрота на 17 июля 2023 г., выполненный 14 июля 2023 г.

Список литературы

- Фащук Д.Я., Куманцов М.И. 2017. Рыбный промысел советской России и СССР в Черном море в первой половине XX века // Известия Российской академии наук. Серия географическая. №. 1. С. 147–160.
- Голубчик В.В., Кондратюк Г.Н. 2021. Развитие рыбного промысла в Крымской АССР в 1920-1930-е гг // Научный вестник Крыма. №. 6 (35). С. 1–8.
- Günther F., Fritsch S. 2010. Neuralnet: training of neural networks // The R Journal. V. 2. Issue 1. P. 30–38.
- Liaw A., Wiener M. 2002. Classification and regression by randomForest // R news. V. 2. Issue 3. P. 18–22.