

УДК 595.384.2:639.28

**И.С. Черниенко***Тихоокеанский филиал ВНИРО (ТИНРО),
690091, г. Владивосток, пер. Шевченко, 4**СТАНДАРТИЗАЦИЯ ПРОИЗВОДИТЕЛЬНОСТИ ПРОМЫСЛА
КРАБА-СТРИГУНА ОПИЛИО ЗАПАДНОЙ ЧАСТИ
БЕРИНГОВА МОРЯ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ АДДИТИВНЫХ
ЛИНЕЙНЫХ МОДЕЛЕЙ**

Рассматривается приложение обобщенных аддитивных моделей к стандартизации индексов обилия (информация о численности и биомассе промысловых организмов), получаемых из данных судовых суточных донесений для краба-стригуна опилио западной части Берингова моря. Выбрана наилучшая модель из набора моделей-кандидатов. Значения информационного критерия Акаике и объясненной дисперсии для краба-стригуна опилио Западно-Беринговоморской зоны составили соответственно 21743 и 58,6 %. Показано, что природные и производственные факторы оказывают значимое влияние на оценку индексов биомассы, что в свою очередь ведет к завышению оценки и прогноза запаса. Оценка запаса, основанная на номинальных индексах, составила 23,04 тыс. т, на стандартизированных показателях — 17,07 тыс. т.

Ключевые слова: промысловая статистика, индексы обилия, стандартизация уловов, аддитивные линейные модели, Берингово море, краб-стригун опилио.

DOI: 10.26428/1606-9919-2021-201-359-370.

Chernienko I.S. Standardization of landing efficiency for opilio crab in the western Bering Sea by using of generalized additive models // *Izv. TINRO.* — 2021. — Vol. 201, Iss. 2. — P. 359–370.

Generalized additive models are applied for standardization of daily landing per unit effort (LPUE) for opilio crab using the data of fishery statistics for the West Bering Sea fishery zone in 2003–2020. A set of 12 models with various combinations of predictors was examined and the best model with the smallest value of Akaike criterion was selected (information criterion Akaike 21743, explained variance 58.6 %). The selected model reflects the effect of depth, distance from the coast, daily effort and tensor product of geographic coordinates and day of the year. LPUE was standardized using the selected model by substituting median values of nominal predictors and modal values of categorical predictors. Then the crab stock was estimated using the state-space form of Deriso-Schnute delay-difference model. The estimates based on both standardized and nominal indices are compared and a significant difference between them is found: the stock is assessed as 23,040 t with nominal indices but as 17,070 t using the standardized indices.

Key words: fishery statistics, abundance index, catch standardization, generalized additive model, Bering Sea, snow crab.

* Черниенко Игорь Сергеевич, кандидат биологических наук, ведущий научный сотрудник, e-mail: chernienko.igor@gmail.com.

Chernienko Igor S., Ph.D., leading researcher, Pacific branch of VNIRO (TINRO), 4, Shevchenko Alley, Vladivostok, 690091, Russia, e-mail: chernienko.igor@gmail.com.

Введение

Качество оценки запаса и выполненного на ее основе прогноза зависит от качества собранной информации и ее интерпретации. Входными данными для моделей, применяемых при оценке запаса, прогнозировании и определении возможного изъятия, служат индексы обилия — величины, связанные с численностью или биомассой запаса, получаемые из различных источников. Типичными источниками информации являются учетные съемки, наблюдения на промысле, а также данные судовых суточных донесений.

Большинство используемых в настоящее время моделей предполагают прямую связь между индексом и запасом. В реальности это условие соблюдается не всегда. Кроме того, информация, получаемая из различных источников, неизбежно искажается. Природа части этих искажений нам неизвестна, и мы считаем их случайными. Часть искажений вызвана причинами, которые могут быть учтены при анализе и обработке исходных материалов. Это могут быть факторы, связанные с природными условиями — сезонной динамикой уловов, обусловленной особенностями жизненного цикла промысловых объектов, структурой района обитания, склонностью особей к образованию плотных скоплений при низкой численности и т.д. Нарушения прямой связи индекса с обилием запаса также могут быть связаны с производственными факторами, например типом судна, промысловой нагрузкой на ресурс, состоянием судна, квалификацией команды. В различные годы промысловая нагрузка может различаться по месяцам, тяготеть к различным участкам промыслового района.

Эти и любые другие факторы могут быть учтены при конструировании модели наблюдения [Newman et al., 2014], однако усложнение модели может привести к вычислительным сложностям, которые сделают корректный прогноз невозможным [Auger-Méthé et al., 2016]. Указанной проблемы можно избежать путем стандартизации — приведением индекса к некоторому набору фиксированных значений факторов. Для стандартизации уловов на усилие используют обобщенные линейные модели (Generalized Linear Model, GLM) [Hilborn, Walters, 1992; Quinn, Deriso, 1999; Maunder, Punt, 2004]. В качестве фиксированных, т.е. стандартных, значений факторов могут выбираться наиболее часто встречающиеся (средние, медианные, модальные и т.д.) либо значения, выбранные из тех или иных соображений как наиболее показательные.

Влияние внешних факторов на удельный улов, как правило, имеет нелинейный характер. Нелинейный характер может быть учтен путем представления факторов как категориальных переменных [Баканев, 2019; Буяновский, 2019]. В этом случае возникают вычислительные сложности, связанные с увеличением числа оцениваемых параметров. Кроме того, полученные результаты довольно сложно интерпретировать.

Более гибким способом учета нелинейных эффектов является использование аддитивных линейных моделей (Generalized Additive Model, GAM) [Wood, 2017]. Указанный вид моделей использует для моделирования эффекта сплайн-функции [Hastie, Tibshirani, 2014], что позволяет не только гибко учитывать влияние номинального значения фактора, но и в большинстве случаев интерпретировать полученный результат. В Дальневосточном рыбохозяйственном бассейне GAM применяются для стандартизации уловов минтая на усилие в Охотском море [Кулик и др., 2020].

Материалы и методы

Использована промыслово-статистическая информация из Центра Системы мониторинга рыболовства и связи Росрыболовства за 2008–2020 гг. [Пырков и др., 2015]. Из базы данных загружались сведения о координатах, сутках вылова, суточном вылове, типе и названии судна. Данные о вылове краба-стригуна опилию Западно-Берингово-морской зоны выбраны за 2008–2020 гг. Предпочтение этой единицы запаса множеству других было обусловлено тем, что для нее наблюдается значительный разброс связанных промысловых и биологических факторов. Также использовали материалы

о вылове гребенчатой креветки в подзоне Приморье за 2008–2020 гг. Для настройки модели динамики биомассы брали данные научно-исследовательских съемок, выполненных в период с 2005 по 2020 г. Глубины получены из общей батиметрической карты океанов [The GEBCO_2020 version, <http://www.gebco.net>].

Для набора данных формировали дополнительные переменные: день года, глубина, расстояние от берега, суточное усилие. В ряде случаев при использовании переменных, связанных со временем, можно достичь лучших результатов, используя циклическое преобразование дат [Müller, Guido, 2016]. Данное преобразование особенно критично при круглогодичном промысле либо в случае, когда начало года приходится на середину промыслового сезона. Циклическое преобразование дат выполняли по формулам

$$d_{sin} = \sin \frac{2\pi d}{N_y}; \quad (1)$$

$$d_{cos} = \cos \frac{2\pi d}{N_y}, \quad (2)$$

где d_{sin} , d_{cos} — циклические компоненты; d — порядковый номер дня в году; N_y — число дней в году Y (365 или 366). Затем присоединяли данные о суточном промысловом усилии, т.е. о количестве судов, находившихся на промысле, что отражает нагрузку на запас. Описание предикторов представлено в табл. 1.

Описание переменных, использованных в моделях

Таблица 1

Table 1

The models variables description

Переменная	Обозначение	Единицы измерения
Год	Y	Категориальная переменная
Широта	φ	Градусы с десятичными долями
Долгота	λ	Градусы с десятичными долями
Порядковый номер дня в году	d	День
Циклическая компонента 1	d_{sin}	Рadiany
Циклическая компонента 2	d_{cos}	Рadiany
Расстояние от берега	L	Километры
Глубина	H	Метры
Суточное промысловое усилие	E	Судо-сутки
Тип судна	T	Категориальная переменная
Судно	V	Категориальная переменная

В качестве индекса обилия запаса рассматривали интенсивность промысла (landing per unit effort, LPUE), т.е. массу крабов, взятую на борт судна за сутки. Для моделирования влияния на LPUE перечисленных выше факторов и стандартизации использовали GAM с логарифмической функцией связи. Связь дисперсии с математическим ожиданием задавалась составным распределением Пуассона-Гамма (Твиди) степенной функцией с параметром p [Jørgensen, 1997].

GAM отличаются от обычных обобщенных линейных моделей тем, что линейный предиктор может включать гладкие функции f [Wood, 2011, 2017; Hastie, Tibshirani, 2014]:

$$\mu_i = \beta X_i + \sum L_{ij} f_j, \quad (3)$$

где μ_i — зависимая переменная; β — вектор коэффициентов; L_{ij} — линейные функционалы, связанные с ковариатами.

Рассматривали следующие модели-кандидаты:

$$\mu(LPUE) = Y + s(\varphi) + s(\lambda) + s(d) + T; \quad (4)$$

$$\mu(LPUE) = Y + s(\varphi) + s(\lambda) + s(d_{sin}) + s(d_{cos}) + T; \quad (5)$$

$$\mu(LPUE) = Y + s(\phi) + s(\lambda) + s(d) + s(H) + T; \quad (6)$$

$$\mu(LPUE) = Y + s(\phi) + s(\lambda) + s(d_{sin}) + s(d_{cos}) + s(H) + T; \quad (7)$$

$$\mu(LPUE) = Y + s(\phi) + s(\lambda) + s(d) + s(H) + s(L) + T; \quad (8)$$

$$\mu(LPUE) = Y + s(\phi) + s(\lambda) + s(d_{sin}) + s(d_{cos}) + s(H) + s(L) + T; \quad (9)$$

$$\mu(LPUE) = Y + s(\phi) + s(\lambda) + s(d) + s(H) + s(L) + s(E) + T; \quad (10)$$

$$\mu(LPUE) = Y + s(\phi) + s(\lambda) + s(d_{sin}) + s(d_{cos}) + s(H) + s(L) + s(E) + T; \quad (11)$$

$$\mu(LPUE) = Y + s(\phi) + s(\lambda) + s(d) + s(H) + s(L) + s(E) + T + V; \quad (12)$$

$$\mu(LPUE) = Y + s(\phi) + s(\lambda) + s(d_{sin}) + s(d_{cos}) + s(H) + s(L) + s(E) + T + V; \quad (13)$$

$$\mu(LPUE) = Y + te(\phi, \lambda, d) + s(H) + s(L) + s(E) + T + V; \quad (14)$$

$$\mu(LPUE) = Y + te(\phi, \lambda, d_{sin}, d_{cos}) + s(H) + s(L) + s(E) + T + V, \quad (15)$$

где $\mu(LPUE)$ — математическое ожидание интенсивности промысла; s — тонкоплечный регрессионный сплайн; te — тензорное произведение [Wood, 2003]. Оценка параметров модели произведена методом максимального правдоподобия, оптимизация числа псевдоузлов тонкоплечного регрессионного сплайна выполнена методом обобщенной кросс-валидации [Wood, 2004, 2011]. Для стандартизации LPUE выбирали модель с наименьшим значением информационных критериев Акаике (AIC) и Шварца (BIC).

Для стандартизации LPUE вычисляли ее значения для каждого года, фиксируя категориальные признаки на наиболее часто встречающихся значениях, количественные — на медианных. Оценку промысловой биомассы краба-стригуна опилю Западно-Беринговоморской зоны выполнили с использованием модели Деризо-Шнютэ, представленной в форме пространства состояний [Черниенко, 2016; Черниенко, Черниенко, 2019].

Для расчетов использовали язык сценариев R с пакетами raster, maptools (работа с пространственными данными), rgeos (расчет расстояний от береговой линии), mgcv (GAM), ggplot2 (визуализация). Расстояния от берега рассчитывались с использованием пакета для языка сценариев R geosphere.

Результаты и их обсуждение

Результаты анализа значений факторов в разные годы иллюстрируют причины, по которым номинальные значения индексов могут необъективно отражать состояние запаса.

На рис. 1 представлены медианы позиций промысловых судов в 2008–2020 гг. Как видно, локализация промыслового усилия за рассмотренный период могла меняться в пределах 8° по долготе. Соответственным образом изменялись и средние глубины.

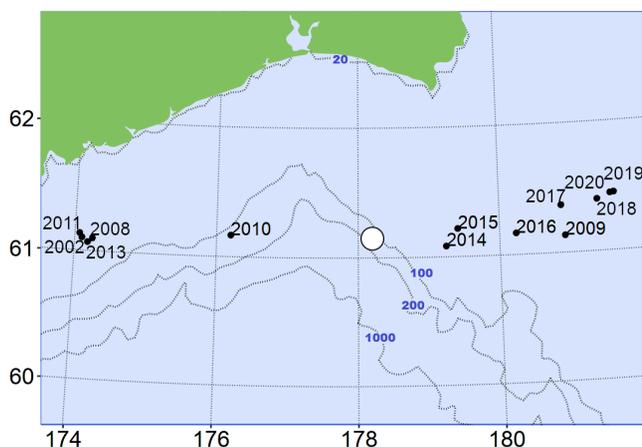


Рис. 1. Медианы позиций промысловых судов в Западно-Беринговоморской зоне по годам промысла. Белая точка — медиана за весь период

Fig. 1. Medians of the fishing vessels position in the West Bering Sea fishery zone, by years (the median for entire period is shown by white point)

Сроки промысла также могли существенно варьировать (рис. 2).

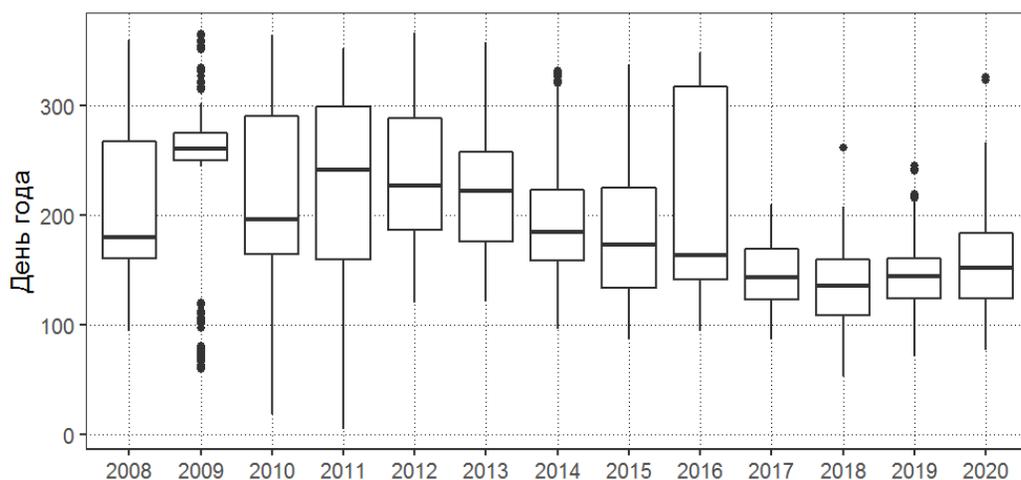


Рис. 2. Сроки промысла краба-стригуна опилио в Западно-Беринговоморской зоне. Точки — выбросы (соответствуют единичным суткам промысла)

Fig. 2. Seasons for opilio crab landing in the West Bering Sea fishery zone, by years. Outliers of single fishery days are shown

Все рассмотренные природные и производственные факторы демонстрировали значительный разброс (рис. 3, 4).

Таким образом, из-за большого разброса природных и производственных факторов следует ожидать их значительное влияние на значение индекса.

Минимальное значение АИС и максимальная доля объясненной дисперсии получены для модели (15). Значения информационного критерия Акаике (АИС) и объясненной дисперсии для краба-стригуна опилио Западно-Беринговоморской зоны составили соответственно 21743 и 58,6 % (табл. 2). Таким образом, модель, включавшая тензорное произведение координат и циклических характеристик дня года, глубину, расстояние до берега, усилие и фактор судна, наилучшим образом описывала связь факторов и индекса при оптимальной сложности.

Таблица 2
Информационные критерии и объясненная дисперсия для моделей-кандидатов

Table 2

Values of information criteria and explained variance for candidate models

Модель	АИС	ВИС	Объясненная дисперсия, %
(4)	22832	23192	48,3
(5)	22880	23273	48,0
(6)	22834	23212	48,3
(7)	22878	23292	48,1
(8)	22796	23217	48,8
(9)	22842	23295	48,5
(10)	22810	23279	48,8
(11)	22772	23213	49,0
(12)	22020	23019	55,5
(13)	21984	22775	55,7
(14)	22030	22982	55,8
(15)	21743	22698	58,6

Примечание. АИС и ВИС — соответственно критерии Акаике и Шварца.

Связь глубины, расстояния от берега и суточного усилия с интенсивностью промысла показана на рис. 5. Кривые для глубины и расстояния от берега (рис. 5, А, Б)

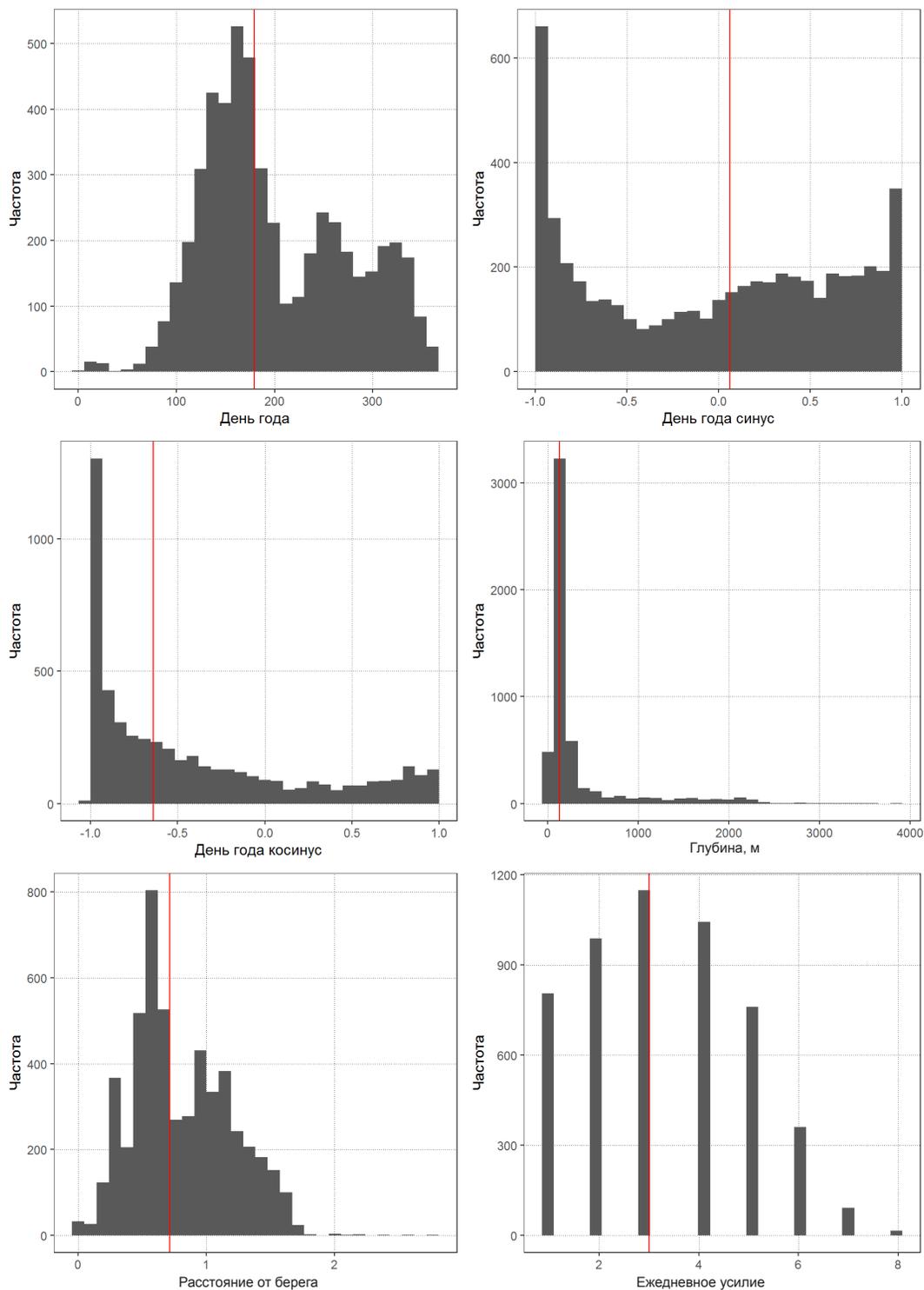


Рис. 3. Распределения значений количественных факторов. Красные линии — медианы
 Fig. 3. Quantitative factors distributions (the medians are shown by red lines)

ожидаемо демонстрируют отрицательное влияние на индекс биомассы после определенного порога.

Для связи интенсивности промысла с промысловым усилием оправданной представляется куполообразная кривая, однако для краба-стригуна опилию Западно-Берин-

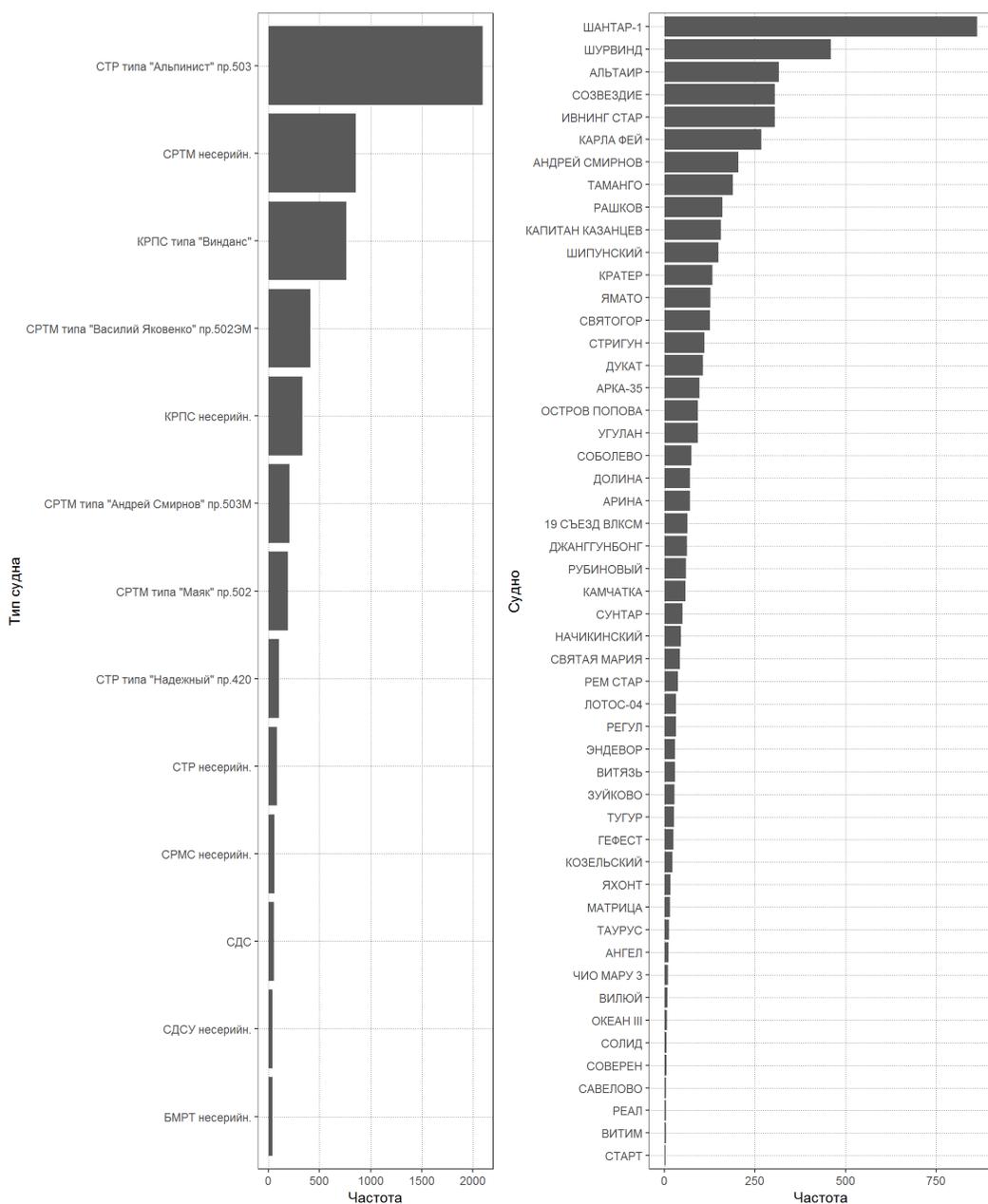


Рис. 4. Распределение значений категориальных факторов
 Fig. 4. Categorical factors distributions

говоромской зоны это не наблюдается (рис. 5, В). Вероятно, это объясняется тем, что количество суток с усилием, оказывающим отрицательное воздействие на индекс, было сравнительно небольшим (см. рис. 3), в связи с чем оценка эффекта в областях высоких значений усилия имеет значительную неопределенность (см. рис. 5). Для сравнения на рис. 6 приведена оценка связи усилия и интенсивности промысла для гребенчатой креветки подзоны Приморье.

Медианные значения признаков, использованные для стандартизации индекса биомассы при помощи выбранной модели, приведены в табл. 3.

Подставив приведенные в табл. 3 значения в модель, получили стандартизованные значения интенсивности промысла (рис. 7).

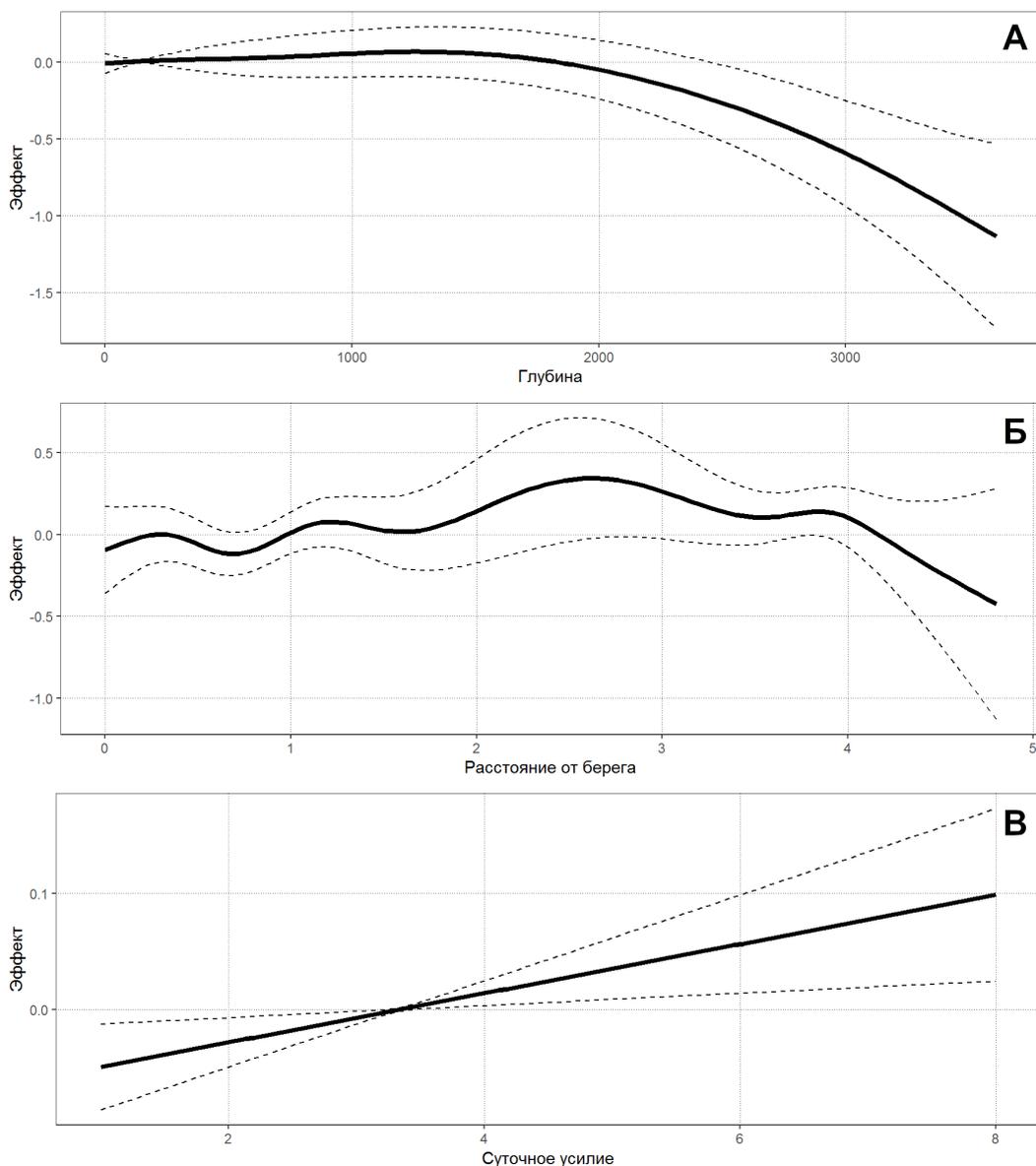


Рис. 5. Влияние природных (А, Б) и производственных (В) факторов на интенсивность промысла краба-стригуна опилио в Западно-Беринговоморской зоне. Сплошная линия — оценка; пунктир — 95 %-ный доверительный интервал

Fig. 5. Effects of environmental (A, B) and industrial (B) factors on landing efficiency for opilio crab in the West Bering Sea fishery zone. Solid line — estimate; dashed lines — 95 % confidence interval

Полученные оценки индексов обилия использовали как входные данные для модели динамики биомассы запаса. Оценка запаса, выполненная с использованием средней за год интенсивности промысла, существенно отличалась от оценки, основанной на стандартизованном индексе (рис. 8). В первом случае промысловая биомасса в 2020 г. оценена величиной 23,04 тыс. т, во втором — 17,07 тыс. т. Неопределенности оценки биомассы различались на порядок. В первом случае шум процесса оценен величиной $3,4 \cdot 10^5$, во втором — $2,7 \cdot 10^4$. Оценка ошибки наблюдения при этом в первом случае была $1,23 \cdot 10^3$, во втором — $5,31 \cdot 10^2$. Таким образом, можно отметить, что стандартизованные индексы лучше соответствуют динамике биомассы запаса, описанной моделью.

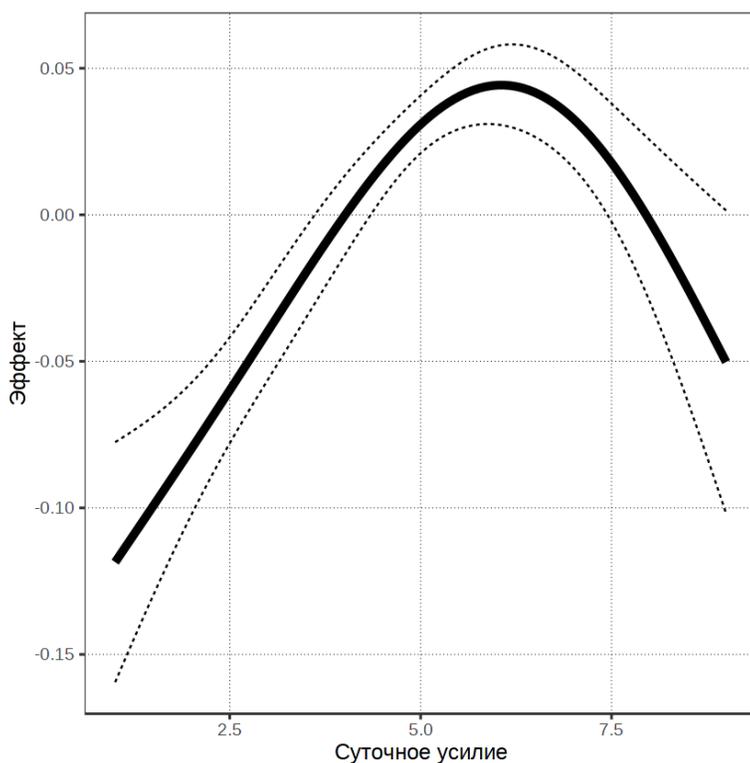


Рис. 6. Влияние промыслового усилия на производительность промысла гребенчатой креветки подзоны Приморье. *Сплошная линия* — оценка; *пунктир* — 95 %-ный доверительный интервал

Fig. 6. Effect of fishery effort on landing efficiency for humpback shrimp in the Primorye fishery subzone (Japan Sea). *Solid line* — estimate; *dashed lines* — 95 % confidence interval

Таблица 3

Значения предикторов, использованные для стандартизации индексов биомассы запаса краба-стригуна опилио Западно-Беринговоморской зоны

Table 3

Predictors values used to standardize the landing per unit effort for opilio crab in the West Bering Sea fishery zone

Фактор	Медиана
φ	178,20
λ	61,15
d_{sin}	0,03
d_{cos}	-0,66
H	141,00
L	71,98
E	3
T	СТР типа «Альпинист» пр. 503
V	ШАНТАР-1

Заключение

Проделанные расчеты позволили учесть влияние природных и производственных факторов на индекс обилия запаса и получить более корректную оценку запаса. Следует, однако, отметить, что не всегда различие оценок, основанных на стандартизованном и нестандартизованном индексе, будет столь радикальным. Зачастую промысел может вестись на ограниченной акватории в течение одного и того же периода, и в этом случае различие оценок будет существенно меньшим. Рассмотренная в статье единица запаса

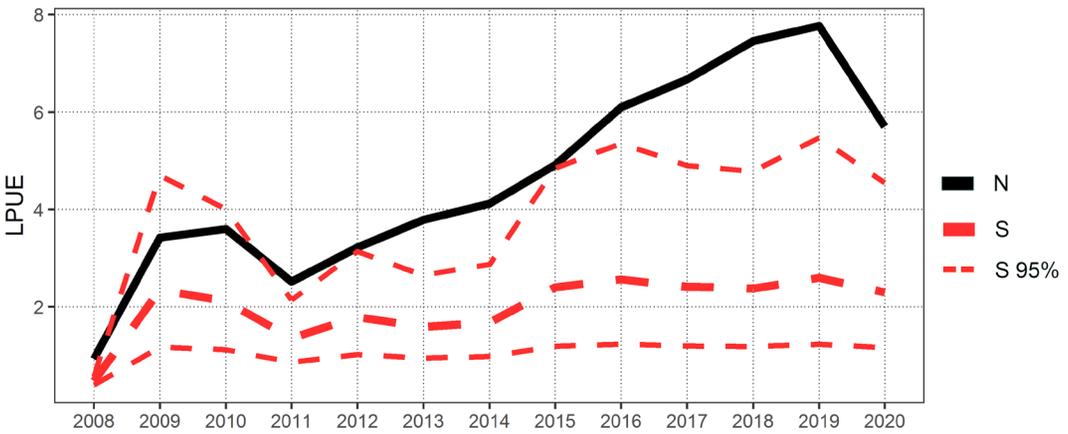


Рис. 7. Номинальные и стандартизованные значения уловов на судо-сутки: N — номинальные значения; S — стандартизованные; $S\ 95\%$ — доверительные интервалы
 Fig. 7. Nominal and standardized values of landing per vessel per day: N — nominal values; S — standardized values; $S\ 95\%$ — confidence intervals

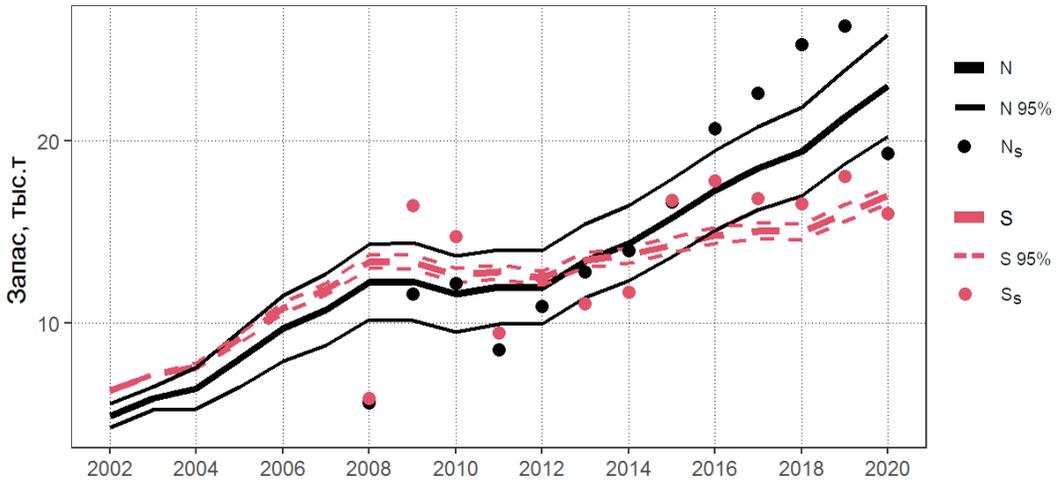


Рис. 8. Оценки промысловой биомассы краба-стригуна опилию Западно-Беринговоморской зоны: N — по номинальным значениям LPUE; $N\ 95\%$ — доверительные интервалы; N_s — номинальные индексы, масштабированные по коэффициенту улавливаемости; S — по стандартизованным значениям LPUE; $S\ 95\%$ — доверительные интервалы; S_s — стандартизованные индексы, масштабированные по коэффициенту улавливаемости
 Fig. 8. Assessments of the opilio crab stock in the West Bering Sea fishery zone: N — estimates with nominal values of landing per unit effort ($N\ 95\%$ — confidence intervals, N_s — nominal LPUE values scaled by catchability); S — estimates with standardized values of landing per unit effort ($S\ 95\%$ — confidence intervals; S_s — standardized LPUE values scaled by catchability)

выбрана как наиболее ярко иллюстрирующая значение стандартизации индексов для получения более точной и, может быть, более близкой к истине оценки запаса. В силу существенных различий в биологии видов и условий их обитания реакция единицы запаса на флуктуации природных и производственных факторов строго индивидуальна, поэтому решение о применении стандартизации, используемых при этом наборах факторов и методов должно приниматься на основе тщательного изучения биологии запаса и особенностей его эксплуатации. В любом случае очевидно, что методика, использованная для краба-стригуна опилию Западно-Беринговоморской зоны, может быть распространена и на другие единицы запаса промысловых беспозвоночных.

Благодарности

Автор выражает благодарность сотрудникам сектора промысловых ракообразных лаборатории промысловых беспозвоночных и водорослей Тихоокеанского филиала ВНИРО, принимавшим участие в научно-исследовательских работах.

Финансирование работы

Исследование не имело спонсорской поддержки.

Соблюдение этических стандартов

Все применимые международные, национальные и/или институциональные принципы использования животных были соблюдены. Информация обо всех пойманных особях была включена в статью. Библиографические ссылки на все использованные в работе данные других авторов оформлены в соответствии с правилами данного издания.

Список литературы

- Баканев С.В.** Стандартизация производительности промысла камчатского краба в российских водах Баренцева моря в 2010–2018 гг. с помощью обобщенной линейной модели // *Вопр. рыб-ва.* — 2019. — Т. 20, № 3. — С. 363–373.
- Буяновский А.И.** Использование промысловой статистики для оценки динамики запаса краба-стригуна Бэрда // *Вопр. рыб-ва.* — 2019. — Т. 20, № 4. — С. 497–512.
- Кулик В.В., Варкентин А.И., Ильин О.И.** Стандартизация уловов на усиле минтая в северной части Охотского моря с учетом некоторых факторов среды // *Изв. ТИНРО.* — 2020. — Т. 200, вып. 4. — С. 819–836. DOI: 10.26428/1606-9919-2020-200-819-836.
- Пырков В.Н., Солодилов А.В., Дегай А.Ю.** Создание и внедрение новых спутниковых технологий в системе мониторинга рыболовства // *Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса.* — 2015. — Т. 12, № 5. — С. 251–262.
- Черниенко И.С.** Моделирование динамики запаса колючего краба *Paralithodes brevipes* южных Курильских островов конечно-разностной моделью с запаздыванием // *Изв. ТИНРО.* — 2016. — Т. 185. — С. 102–111.
- Черниенко И.С., Черниенко Э.П.** Мультимодельный подход к прогнозированию некоторых единиц запаса водных биологических ресурсов Сахалино-Курильского региона // *Вопр. рыб-ва.* — 2019. — Т. 20, № 3. — С. 374–386.
- Auger-Méthé M., Field C., Albertsen C.M. et al.** State-space models' dirty little secrets: even simple linear Gaussian models can have estimation problems // *Sci. Rep.* — 2016. — Vol. 6, № 1. — P. 1–10. DOI: 10.1038/srep26677.
- Hastie T., Tibshirani R.** Generalized Additive Models : Wiley StatsRef: Statistics Reference Online, 2014. DOI: 10.1002/9781118445112.stat03141.
- Hilborn R., Walters C.J.** Quantitative fisheries stock assessment: choice, dynamics and uncertainty. — N.Y. : Chapman and Hall, 1992. — 570 p.
- Jørgensen B.** The Theory of Dispersion Models : Monogr. Stat. Appl. Probab. (Book 76). — L. : Chapman and Hall, 1997. — 256 p.
- Maunder M.N., Punt A.E.** Standardizing catch and effort data: a review of recent approaches // *Fish. Res.* — 2004. — Vol. 70, Iss. 2–3. — P. 141–159. DOI: 10.1016/j.fishres.2004.08.002.
- Müller A.C., Guido S.** Introduction to machine learning with Python: a guide for data scientists. 1st edition. — Sebastopol, CA : O'Reilly Media, Inc, 2016. — 376 p.
- Newman K.B., Buckland S.T., Morgan B.J.T. et al.** Modelling population dynamics: model formulation, fitting and assessment using state-space methods. — N.Y. : Springer, 2014. — 215 p.
- Quinn T.J., Deriso R.B.** Quantitative Fish Dynamics. — N.Y. : Oxford Univ. Press, 1999. — 542 p.
- Wood S.N.** Fast stable restricted maximum likelihood and marginal likelihood estimation of semiparametric generalized linear models // *J. R. Statist. Soc. B (Statistical Methodology).* — 2011. — Vol. 73, № 1. — P. 3–36. DOI: 10.1111/j.1467-9868.2010.00749.x.
- Wood S.N.** Generalized Additive Models: An Introduction with R. — N.Y. : Chapman and Hall/CRC, 2017. 2nd ed. — 496 p. DOI: 10.1201/9781315370279.

Wood S.N. Stable and Efficient Multiple Smoothing Parameter Estimation for Generalized Additive Models // *J. Am. Stat. Assoc.* — 2004. — Vol. 99, Iss. 467. — P. 673–686. DOI: 10.1198/016214504000000980.

Wood S.N. Thin plate regression splines // *J. R. Statist. Soc. B (Statistical Methodology)*. — 2003. — Vol. 65, № 1. — P. 95–114. DOI: 10.1111/1467-9868.00374.

References

Bakanev, S.V., Standardization of the red king crab fishery efficiency in the Russian part in the Barents Sea in 2010–2018 using generalized linear model, *Vopr. Rybolov.*, 2019, vol. 20, no. 3, pp. 363–373.

Buyanovskiy, A.I., Use of fisheries statistics for the tanner crab stock dynamics, *Vopr. Rybolov.*, 2019, vol. 20, no. 4, pp. 497–512.

Kulik, V.V., Varkentin, A.I., and Ilyin, O.I., Standardization of CPUE for walleye pollock in the Okhotsk Sea with inclusion of some environmental factors, *Izv. Tikhookean. Nauchno-Issled. Inst. Rybn. Khoz. Okeanogr.*, 2020, vol. 200, no. 4, pp. 819–836. doi 10.26428/1606-9919-2020-200-819-836

Pyrkov, V.N., Solodilov, A.V., and Degaj, A.Yu., Development and implementation of new satellite techniques in the fishery monitoring system, *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2015, vol. 12, no. 5, pp. 251–262.

Chernienko, I.S., Modelling of stock dynamics for spiny king crab *Paralithodes brevipes* at southern Kuril Islands using a finite-difference model with delay, *Izv. Tikhookean. Nauchno-Issled. Inst. Rybn. Khoz. Okeanogr.*, 2016, vol. 185, pp. 102–111.

Chernienko, I.S. and Chernienko, E.P., Multi-model approach to some marine biological resources stock forecast in Sakhalin-Kuril Region, *Vopr. Rybolov.*, 2019, vol. 20, no. 3, pp. 374–386.

Auger-Méthé, M., Field, C., Albertsen, C.M., Derocher, A.E., Lewis, M.A., Jonsen, I.D., and Flemming, J.M., State-space models' dirty little secrets: even simple linear Gaussian models can have estimation problems, *Sci. Rep.*, 2016, vol. 6, no. 1, pp. 1–10. doi 10.1038/srep26677

Hastie, T. and Tibshirani, R., Generalized Additive Models, *Wiley StatsRef: Statistics Reference Online*, 2014. doi 10.1002/9781118445112.stat03141

Hilborn, R. and Walters, C.J., *Quantitative Fisheries Stock Assessment: Choice, Dynamics, and Uncertainty*, New York: Chapman and Hall, 1992.

Jørgensen, B., *The Theory of Dispersion Models: Monogr. Stat. Appl. Probab. (Book 76)*, London: Chapman and Hall, 1997.

Maunder, M.N. and Punt, A.E., Standardizing catch and effort data: a review of recent approaches, *Fish. Res.*, 2004, vol. 70, no. 2–3, pp. 141–159. doi 10.1016/j.fishres.2004.08.002

Müller, A.C. and Guido, S., *Introduction to machine learning with Python: a guide for data scientists*, Sebastopol, CA: O'Reilly Media, Inc, 2016.

Newman, K.B., Buckland, S.T., Morgan, B.J.T., King, R., Borchers, D.L., Cole, D.J., Besbeas, P., Gimenez, O., and Thomas, L., *Modelling population dynamics: model formulation, fitting and assessment using state-space methods*, New York: Springer, 2014.

Quinn, T.J. and Deriso, R.B., *Quantitative Fish Dynamics*, New York: Oxford Univ. Press, 1999.

Wood, S.N., Fast stable restricted maximum likelihood and marginal likelihood estimation of semiparametric generalized linear models, *J. R. Statist. Soc. B (Statistical Methodology)*, 2011, vol. 73, no. 1, pp. 3–36. doi 10.1111/j.1467-9868.2010.00749.x

Wood, S.N., *Generalized Additive Models: An Introduction with R*, New York: Chapman and Hall/CRC, 2017, second edition.

Wood, S.N., Stable and Efficient Multiple Smoothing Parameter Estimation for Generalized Additive Models, *J. Am. Stat. Assoc.*, 2004, vol. 99, no. 467, pp. 673–686. doi 10.1198/016214504000000980

Wood, S.N., Thin plate regression splines, *J. R. Statist. Soc. B (Statistical Methodology)*, 2003, vol. 65, no. 1, pp. 95–114. doi 10.1111/1467-9868.00374

The GEBCO_2020 version. <http://www.gebco.net>. Cited December 1, 2020.

Поступила в редакцию 1.04.2021 г.

После доработки 8.04.2021 г.

Принята к публикации 21.05.2021 г.