

МЕТОДИЧЕСКИЕ АСПЕКТЫ ИССЛЕДОВАНИЙ

УДК 639.2 (265)

**МУЛЬТИМОДЕЛЬНЫЙ ПОДХОД К ПРОГНОЗИРОВАНИЮ
НЕКОТОРЫХ ЕДИНИЦ ЗАПАСА ВОДНЫХ БИОЛОГИЧЕСКИХ РЕСУРСОВ
САХАЛИНО-КУРИЛЬСКОГО РЕГИОНА**

© 2019 И. С. Черниенко, Э. П. Черниенко

Тихоокеанский филиал Всероссийского научно-исследовательского института рыбного хозяйства и океанографии (ТИНРО), Владивосток, 690091

E-mail: chernienko.igor@gmail.com

Поступила в редакцию 7.09.2019 г.

Применение современных методов оценки и прогнозирования запасов водных биологических ресурсов (ВБР) диктуется как потребностями отечественного народного хозяйства, так и необходимостью вести промысел в соответствии с международными соглашениями. По этой причине в последние годы в практике определения допустимых объемов изъятия все более широкое применение находит математическое моделирование. Это, с одной стороны, приводит к тому, что часть специалистов испытывает сложности в выборе математических моделей и методов оценки их параметров. С другой стороны, при выборе одной модели отвергаются прочие, которые могут иметь определенные достоинства. Кроме того, разные хозяйствующие субъекты в целях управления промыслом могут использовать субъективно равнозначные модели, приводящие к существенно различающимся результатам. Из этого следует, что при принятии управляющих решений желательно учитывать разные сценарии. В представленной работе рассмотрены некоторые аспекты выбора модели и мультимодельного вывода на примере нескольких единиц запаса Сахалино-Курильского региона.

Ключевые слова: математическое моделирование, продукционные модели выбор модели, мультимодельный подход.

ВВЕДЕНИЕ

Высокий уровень эксплуатации, флуктуации условий обитания водных гидробионтов и непростой характер межрегионального и международного распределения объемов добычи водных биологических ресурсов (ВБР) повышает требования к научному обеспечению принятия управляющих решений в рыбном хозяйстве (ФАО, 1995). В целях оптимизации отечественного промысла, а также взаимодействия с зарубежными пользователями ВБР применение математических моделей было регламентировано приказом ФАР (Приказ Росрыболовства от 06.02.2015 № 104). Это привело к тому, что специалисты столкнулись с определенными трудностями в выборе моделей и методов оценки их параметров. Выбор модели может быть в разной степени объекти-

вен: специалист может отталкиваться от представлений о механизмах динамики обилия той или иной единицы запаса, характера имеющихся данных, либо в соответствии со своей квалификацией или личными предпочтениями, наличием программного обеспечения, реализующего тот или иной метод и т.д. Выбрав же определенную модель, специалист продолжает расчеты так, словно данные генерировались в соответствии с выбранной моделью (Jiao, et al, 2009). В отечественной практике крайне редко встречаются случаи применения методов, специально разработанных для выбора модели.

Любая модель, предназначенная для оценки и прогнозирования состояния запаса, основана на определенных знаниях, представлениях о характере динамики численности и/

или биомассы объекта промысла. Исходя из этих знаний и представлений формулируются некоторые допущения, которые, в свою очередь, записываются в виде математических выражений. При этом модель может быть основана на различных взглядах на описываемый процесс, в разной степени упрощена или детализирована. Из используемого в настоящее время в рыбохозяйственной науке разнообразия моделей, для определенного вида ВБР несложно подобрать, как минимум, несколько, соответствующих тем или иным представлениям о динамике его запаса. При этом различные допущения о характере динамики могут быть субъективно равноценны, т.е. рассматриваться специалистом как в равной степени справедливые. Очевидно, что, ограничиваясь выбором какой-либо одной модели, мы, во-первых, теряем возможные преимущества отвергнутых моделей и во-вторых, рискуем столкнуться с альтернативной оценкой, выполненной другим хозяйствующим субъектом, т.е. вызвать конфликт управляющих решений. Таким образом, целесообразно было бы применить процедуру, оценивающую преимущества той или иной модели, или же использовать несколько моделей одновременно.

Вышесказанное связано с одним из видов неопределенности, мало рассмотренных в отечественной рыбохозяйственной литературе — неопределенностью модели (Бабаян, 2000). Современные методы позволяют оценивать эту неопределенность, учитывать и использовать ее в регулировании промысла ВБР.

МАТЕРИАЛ И МЕТОДИКА

Совместное использование множества моделей для решения определенной задачи называют мультимодельным подходом (Burnham, Anderson, 2002). Это предполагает формирование набора альтернативных гипотез H_1, H_2, \dots, H_n , для каждой из которых подбирается соответствующая математическая модель (Chamberlin, 1965). Таким образом, вместо того, чтобы находить, согласно парадигме Фишера, соотношение

вероятностей нулевой и альтернативной гипотез, предлагается оценить относительную степень обоснованности каждой из рассматриваемых моделей. В рамках этой парадигмы сформулирована методология выбора модели и мультимодельного вывода (Burnham, Anderson, 2002). В ее основе лежит теория информации Кульбака-Лейблера (Kullback, Leibler, 1951). В терминологии мультимодельного подхода, альтернативные модели, независимо описывающие динамику изучаемой величины (в нашем случае запаса) называют моделями-кандидатами (Burnham, Anderson, 2002).

Статистический характер мультимодельного вывода имеет прямое отношение к оценке неопределенности модели, которая мало учитывается при прогнозировании, в отличие от прочих видов неопределенности (Бабаян, 2000).

В представленной работе использованы материалы по следующим единицам запаса: колючий краб Восточного Сахалина, синий краб Восточного Сахалина, краб-стригун опилио Восточного и Западного Сахалина, тихоокеанская навага Южных Курил за 1978–2016 гг. По колючему крабу использованы материалы, полученные в рамках контрольного лова и НИР в 1998–2002, 2005, 2006, 2010–2014 гг. у восточного побережья о. Сахалин в границах $46^{\circ}00' - 50^{\circ}15'$ с.ш. (1609 станций, 10825 промеров). Материалы по синему крабу охватывают период с 1993 по 2017 г., использованы данные 1485 промысловых ловушечных порядков и промеров 18970 экз. Для моделирования динамики биомассы запаса краба-стригуна опилио Восточно-Сахалинской подзоны использовали материалы учетных траловых съемок 1984–2014 гг. и данные наблюдений на промысле за 1993–2016 гг. Для моделирования динамики биомассы запаса краба-стригуна опилио Восточно-Сахалинской подзоны привлечены материалы контрольного лова и НИР за длительный период исследований (1995–2008 и 2011–2013 гг., 3251 станция, на промер и биоанализ — более 43 тыс. экз.). Материалы по наваге содержат данные об

уловах и уловах на усилие за 2003–2017 гг. Кроме того, для всех единиц запаса получены данные об уловах на судо–сутки из ИС «Рыболовство» за 2002–2016 гг.

Для моделирования динамики численности использовали несколько продукционных моделей, представленных в форме пространства состояний (Newman et al., 2014). Модель в пространстве состояний, в общем виде может быть представлена как

$$B_t = f(B_{t-1}) + \varepsilon_{t-1}, \quad (1)$$

$$I_t = qB_t + v_t, \quad (2)$$

где B_t — биомасса запаса в год t , $f(B_{t-1})$ — функция, описывающая изменение биомассы во времени, ε_t — шум процесса, случайное отклонение биомассы от значения, рассчитанного по модели, I_t — вектор значений индексов биомассы запаса (улов на усилие, оценка запаса по съемке и т.д.) в года t , q — матрица коэффициентов улавливаемости, v_t — вектор ошибок наблюдения — отклонений значений индекса от текущей величины в результате инструментальной погрешности. Применяли сигма-точечный фильтр Калмана (Särkkä, 2013). Параметры фильтра находили максимизацией функции правдоподобия при помощи генетического алгоритма (Михеев, 2016).

Фильтр Калмана относится к эффективным рекурсивным фильтрам и оценивает вектор состояния системы, используя ряд неполных и зашумленных измерений (Meinhold, Singpurwalla, 1983). В нашем случае под состоянием понимается значение биомассы запаса в момент t , B_t . Работа алгоритма на каждом шаге включает два этапа: прогнозирования и коррекции. На первом этапе фильтр Калмана экстраполирует значения переменных состояния, а также их неопределенности используя некоторую модель. На втором — результат экстраполяции уточняется с учетом данных измерения, полученного с некоторой ошибкой. Если наблюдение в какой-либо момент времени отсутствует, то этап коррекции может быть пропущен и оценка состояния, таким образом, является нескорректированной, рассчитанной по мо-

дели величиной. Коррекция выполняется при помощи коэффициентов усиления Калмана, определяющих вес модельной и наблюдаемой величины. Коэффициенты рассчитываются исходя из показателей вариации стохастической компоненты процесса (шума процесса) и ошибки наблюдения. Фильтр Калмана разработан для линейных моделей, в нашем же случае модели динамики биомассы нелинейны. В подобных случаях используют модификации фильтра Калмана, такие как расширенный и сигма-точечный фильтры (Wang, 2007). Расширенный фильтр Калмана линеаризует уравнение процесса. Он связан с большим объемом вычислений и может вести к значительным погрешностям (Wan, Merwe van der, 2001), поэтому его использование сочли нецелесообразным. В качестве альтернативы использовали сигма-точечный фильтр Калмана, позволяющий использовать рекурсивные шаги классического фильтра Калмана без линеаризации уравнений процесса. Более подробное описание алгоритмов можно найти, например, в Wan, Merwe van der, 2001, и их применение в моделировании биологических процессов (Wang, 2007).

Для оценки параметров модели необходимо найти максимум функции правдоподобия, зависящий от этих параметров и исходных данных. Для моделей в пространстве состояний, при использовании наиболее распространенных в настоящее время методов — градиентных, байесовских, автоматического дифференцирования, это может оказаться затруднительным (Auger-Méthé et al., 2016). Для оптимизации параметров фильтра использовали генетический алгоритм (Михеев, 2016). Генетический алгоритм основан на имитации процессов мутаций и отбора и имитирует эволюционные процессы с целью оптимизации сложных функций (Рутковская и др., 2007).

Использованный в работе набор моделей-кандидатов ($f(B)$ в (1)) включает четыре модели.

Модель с приростом продукции по функции Шеффера

$$B_t = B_{t-1} + rB_{t-1} \left(1 - \frac{B_{t-1}}{B_V} \right) - Y_{t-1}, \quad (3)$$

здесь Y_t — изъятие в год t , B_V — биомасса необлавливаемого запаса (девственная биомасса), r — параметр роста, внутренне приращуемого запаса (Quinn, Deriso, 1999).

Модель с приростом продукции по функции Пелла-Томлинсона

$$B_t = B_{t-1} + \frac{r}{p} B_{t-1} \left(1 - \left(\frac{B_{t-1}}{B_V} \right)^p \right) - Y_{t-1}, \quad (4)$$

где p — параметр асимметрии кривой равновесной продукции (Quinn, Deriso, 1999).

Модель с приростом продукции по уравнению Рикера

$$B_t = sB_t - 1 + aB_t - 1e^{-bB_t} - 1 - Y_t - 1, \quad (5)$$

где s — коэффициент годовой естественной убыли, a и b коэффициенты, соответственно, параметра и масштаба функции Рикера. Следует еще раз подчеркнуть, что в данном случае рассматривали функцию Рикера не как модель запас-пополнение, а именно как функцию прироста биомассы.

Модель Деризо-Шнютэ (Schnute, 1985, 1987)

$$B_t = e^{-M} (1 + \rho) (B_{t-1} - Y_{t-1}) - \rho e^{-2M} \left(1 - \frac{Y_{t-1}}{B_{t-1}} \right) (B_{t-1} - Y_{t-1}) - e^{-M} \left(1 - \frac{Y_{t-1}}{B_{t-1}} \right) \rho w_{a_R-1} R_{t-1} + w_{a_R} R_t \quad (6)$$

где ρ — коэффициент прироста массы тела в уравнении Форда-Уолфорда, M — мгновенный коэффициент естественной смертности, a_R — возраст пополнения, w_{a_R} и w_{a_R-1} соответственно, вес рекрута и предрекрута, R_t — численность пополнения в год t . Пополнение описывали уравнением Рикера

$$R_t = aB_{t-a_R} e^{-bB_{t-a_R}}. \quad (7)$$

Модель параметризовали через биомассу необлавливаемого запаса B_V способом, описанным в Meyer (Meyer, Millar, 1998) и Черниенко (Черниенко, 2016). Оценивали B_V , M , a и b , а также (как и для прочих моделей) параметры вариации шума процесса

и ошибки наблюдения остальные параметры получали из материалов исследований, либо по литературным данным (Галанин, Дегтерева, 2013; Михеев, 1999; Михеев и др., 2012; Первеева, 2005; Сафронов, 1986).

Различные модели-кандидаты полагали соответствующими различным гипотезам о характере обратной связи запаса в текущий и предыдущие моменты времени:

1. *Модель Шеффера*: Естественный прирост запаса определяется его биомассой и не зависит от возрастной структуры, запас при изменении величины изъятия мгновенно переходит в новое равновесное состояние, максимальная продукция и вылов достигаются при биомассе запаса, равном $1/2$ от биомассы необлавливаемого запаса;

2. *Модель Пелла-Томлинсона*: к положению, справедливым для модели Шеффера, добавляется фактор, смещающий биомассу максимального изъятия от $1/2$ от девственной биомассы влево или вправо;

3. *Модель Рикера*: в структуре запаса выделяется пополнение, биомасса которого зависит от биомассы запаса в предыдущий момент времени;

4. *Модель Деризо-Шнютэ*: продукция определяется весовым ростом особей, текущая биомасса промыслового запаса зависит от биомассы промыслового запаса нескольких предыдущих моментов времени, что обусловлено возрастной структурой промыслового запаса.

Поскольку в данной работе используется стохастическое представление продукционных моделей, равновесие здесь следует понимать как некоторые области с определенными математическими ожиданиями, в которых запас будет находиться при определенном уровне изъятия (Bordet, Rives, 2014; Pedersen, Berg, 2017). Ширина этих областей будет определяться шумом процесса.

Для сравнения степени обоснованности выбора моделей-кандидатов необходимо оценить их соответствие имеющимся данным. Известно, что увеличение количества параметров в модели ведет к более точному приближению расчетных значений к изме-

ренным. Однако, с увеличением числа параметров растет вероятность того, что на их оценку повлияют характерные для конкретного набора данных случайные изменения, что может резко снизить точность выполненного по такой модели прогноза. Для поиска компромисса между качеством подгонки и числом параметров в мультимодельном подходе используют информационные критерии, такие как критерий Акаике. Информационные критерии позволяют выбрать наиболее соответствующую данным модель и рассчитать веса для различных моделей-кандидатов, если предполагается использовать несколько моделей одновременно. Критерий Акаике относят к теоретико-информационным методам, которые, в свою очередь, считаются расширением метода максимального правдоподобия, предложенного Р. Фишером (Burnham, Anderson, 2002). Информационный критерий не только учитывает качество подгонки модели к данным, но и штрафует модель по количеству параметров.

Информационный критерий Акаике для модели-кандидата M_c рассчитывается по формуле

$$AIC_{M_c} = -2l_{M_c} + 2K_{M_c}, \quad (8)$$

где $l_{M_c} = \log(L(\theta_{M_c} \vee y))$ — логарифм функции правдоподобия L для модели-кандидата M_c с параметрами θ при наборе данных y , K — количество параметров (более строго — длина вектора параметров θ модели-кандидата M_c). Как правило, при выборе модели из набора моделей-кандидатов ограничиваются расчетом информационного критерия. При этом важно отметить, что необходимо использовать один и тот же набор данных.

Для использования набора моделей определяют их веса w_M , в соответствии с информационным критерием (Burnham, Anderson, 2002; Millar и др., 2015):

$$w_M = \frac{\exp\left(\frac{-1}{2} AIC_M\right)}{\sum_{i=1}^{n_M} \exp\left(\frac{-1}{2} AIC_i\right)} \quad (9)$$

где n_M — число моделей-кандидатов.

В рамках мультимодельного подхода, в случае, если вес модели равен, либо превышает 0,9, то используется только эта модель-кандидат. В противном случае, используют осреднение модельных оценок в соответствии с весом каждой из моделей-кандидатов. Такая процедура позволяет снизить неопределенность выбора модели.

В разные моменты модели-кандидаты могут демонстрировать неодинаковое качество подгонки, поэтому имеет смысл рассмотреть динамику весов для рядов различной длины (Михеев, 2018), по аналогии с процедурой «складного ножа» (Шитиков, Розенберг, 2013). Кроме того, целесообразно сравнить качество прогнозов, сократив ряд, и рассмотрев его соответствие прогноза текущим данным, т.е. выполнить ретропрогноз (Михеев, 2018). Сопоставление подогнанных и спрогнозированных оценок по укороченному ряду, также называют «сравнением прогностических способностей» — «forecast skill testing» (Thorson, 2019).

Для оценки качества ретропрогнозирования вычисляли квадрат разности между оценкой состояния по полным данным и прогнозом состояний по укороченному ряду, рассчитывали на основе суммы разности квадратов информационный критерий Акаике и оценивали веса. Частный случай информационного критерия Акаике для суммы квадратов остатков рассчитывается по формуле (Burnham, Anderson, 2002).

$$AIC_M = n \log(\sigma_M^2 \wedge) + 2K_M \quad (10)$$

где n — объем выборки, σ_M^2 — сумма квадратов остатков.

Поскольку рассматривалась не подгонка модели к рядам данных, а именно ее прогностическая способность, сочли допустимым не брать во внимание число параметров в сравниваемых моделях и рассмотрели регрессию прогнозных значений на текущие оценки. Предположению о том, что модель не дает систематически завышенного или заниженного прогноза соответствует уравнение $P=E$, где E — текущая оценка запаса, а P — соответствующий ей прогноз по ук-

роченному ряду. Таким образом, характеристикой прогностической способности может служить лишь разброс прогноза относительно оценок, и АИС для ретропрогноза может быть рассчитан по формуле (10) с числом параметров $K=0$.

$$AIC_{M_{Retro}} = n \log(\sigma_M^2) \quad (11)$$

n здесь соответствует числу пар текущих и прогнозных оценок. Веса рассчитывали по формуле (9).

Таким образом, для рассмотренных моделей-кандидатов получали два ряда весов: по подгонке и по прогнозу. Ряды весов по подгонке получали последовательно сокращая выборку на один год (Михеев, 2018), рассчитывая АИС по (8) и веса по (9). Веса по прогнозу получали, последовательно сокращая выборку на один год, рассчитывая запас, и затем — прогноз для этого года по этой же выборке, сокращенной на два года. После этого получали отклонения прогноза от оценки, рассчитывали АИС по (11) и веса по (9). Каждый ретропрогноз дает только одну пару из оценки и предсказания. По этой причине, для того чтобы получить ряд весов, основанных на стандартном отклонении оценки и прогноза использовали «скользящий» вес: вычисляли стандартное отклонение для ряда из трех лет — года текущего ретропрогноза и двух предыдущих.

Выше упоминалось, что веса моделей-кандидатов могут рассматриваться как случайные величины (Михеев, 2018; Burnham, Anderson, 2002; Claeskens, Hjort, 2010). Со стохастическим характером весов связана неопределенность выбора модели, которая может быть учтена при оценке и прогнозировании величины запаса (Burnham, Anderson, 2002). Набор весов может быть охарактеризован некоторым распределением, характеристики которого и могут быть использованы для описания неопределенности модели.

Исходя из стохастического характера весов мы можем сказать, что каждый их набор является реализацией многомерной случайной величины, при этом сумма весов равна единице. Для описания вероятностных рас-

пределений связанных величин с единичной суммой используют распределение Дирихле (Де Гроот, 1974). Параметры распределения Дирихле, подогнанного к полученным весам, рассматривали как характеристики неопределенности модели. Используя полученные оценки параметров, генерировали выборки из распределений весов для каждого года, после чего выполняли имитации с осреднением для каждого года и прогнозом, получая, таким образом, доверительные интервалы.

Расчеты выполняли с использованием языка сценариев R, с пакетами GA (генетические алгоритмы оптимизации параметров моделей) (Scrusca, 2013), Compositional (Tsagris, Athineou, 2019). Для реализации сигма-точечного фильтра Калмана использовали функции для языка сценариев R, написанные С. Гелиссеном (Gelissen, 2016).

РЕЗУЛЬТАТЫ И ОБСУЖДЕНИЕ

Веса моделей-кандидатов, рассчитанные по подгонке и по прогнозу, существенно различались. Соответственно, различался и характер их распределений (рис. 1–5, табл. 1–5). В первом случае наибольший вес для всех наборов данных был получен для модели Шеффера, во втором — модели с приростом продукции по уравнению Рикера или модели Деризо-Шнютэ. В случае с весами по подгонке очевидно, что при практически одинаковом соответствии данным, преимущество имеет модель с наименьшим числом параметров. При оценке весов на основе прогноза преимущество получают основанные на более реалистичных с биологической точки зрения допущениях модели с функцией Рикера и Деризо-Шнютэ. Необходимо отметить, что простейшая из использованных моделей Шеффера имеет сравнительно большой вес по прогнозированию для коротких и/или сильно зашумленных рядов. Таковыми являются данные по колючему и синему крабам Восточного Сахалина, а также наваге Южных Курил.

Веса моделей с функцией Рикера и Деризо-Шнютэ демонстрируют тенден-

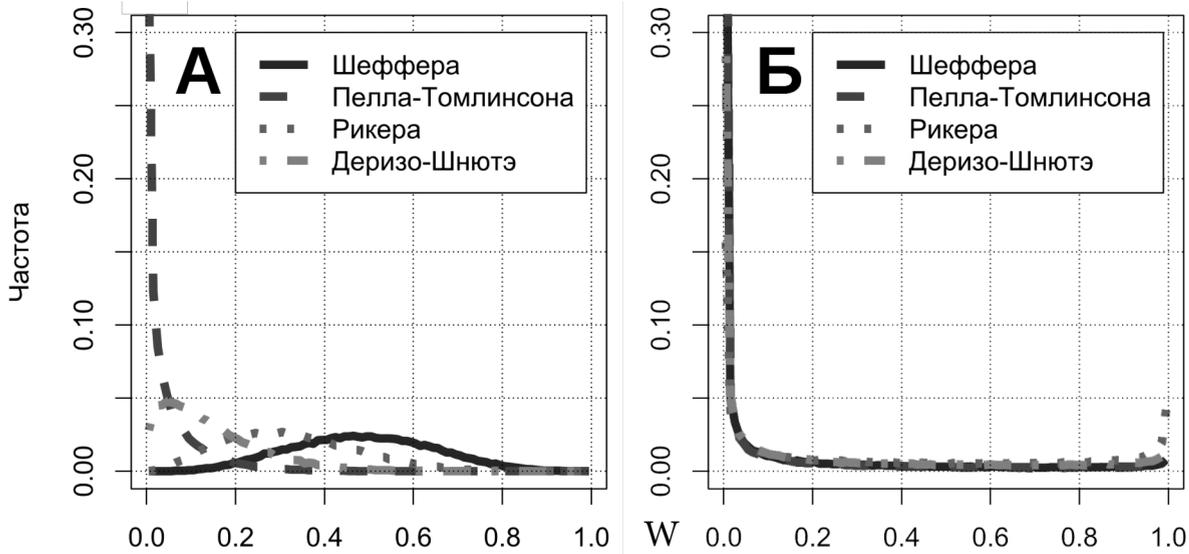


Рис. 1. Профили плотностей распределения весов моделей для краба-стригуна опилио Западного Сахалина (А — по подгонке, Б — по ретропрогнозу).

Таблица 1. Математические ожидания весов моделей для краба-стригуна опилио Западного Сахалина

Модель	Подгонка	Прогноз
Шеффера	0,48	0,10
Пелла-Томлинсона	0,05	0,06
Рикера	0,32	0,28
Деризо-Шнютэ	0,14	0,55

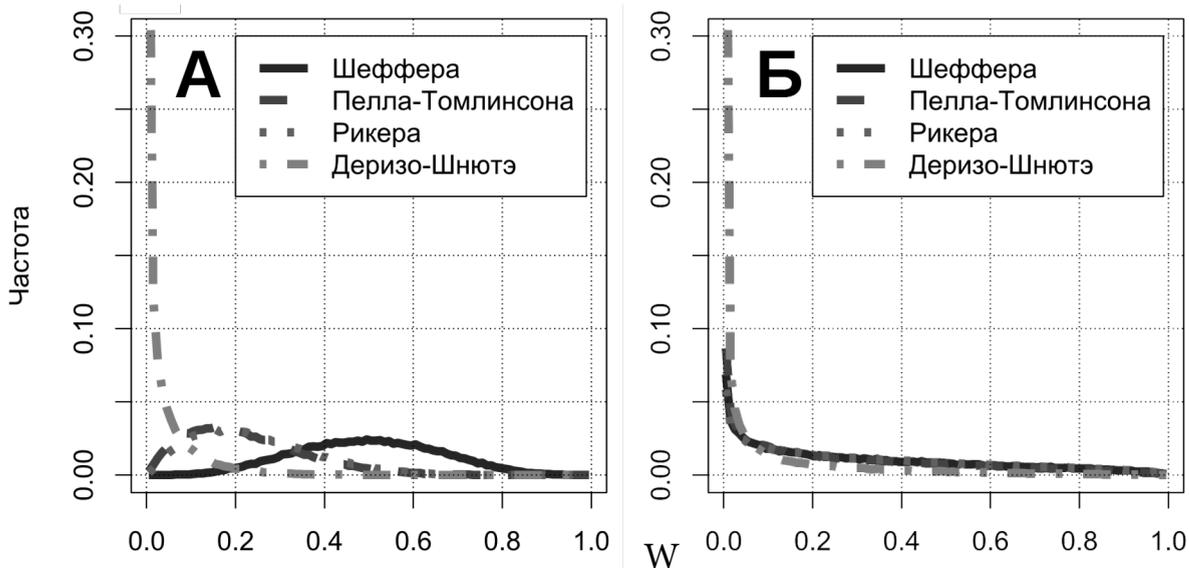


Рис. 2. Профили плотностей распределения весов моделей для колючего краба Восточного Сахалина (А — по подгонке, Б — по ретропрогнозу).

Таблица 2. Математические ожидания весов моделей для колючего краба Восточного Сахалина

Модель	Подгонка	Прогноз
Шеффера	0,50	0,30
Пелла-Томлинсона	0,22	0,28
Рикера	0,24	0,32
Деризо-Шнютэ	0,04	0,10

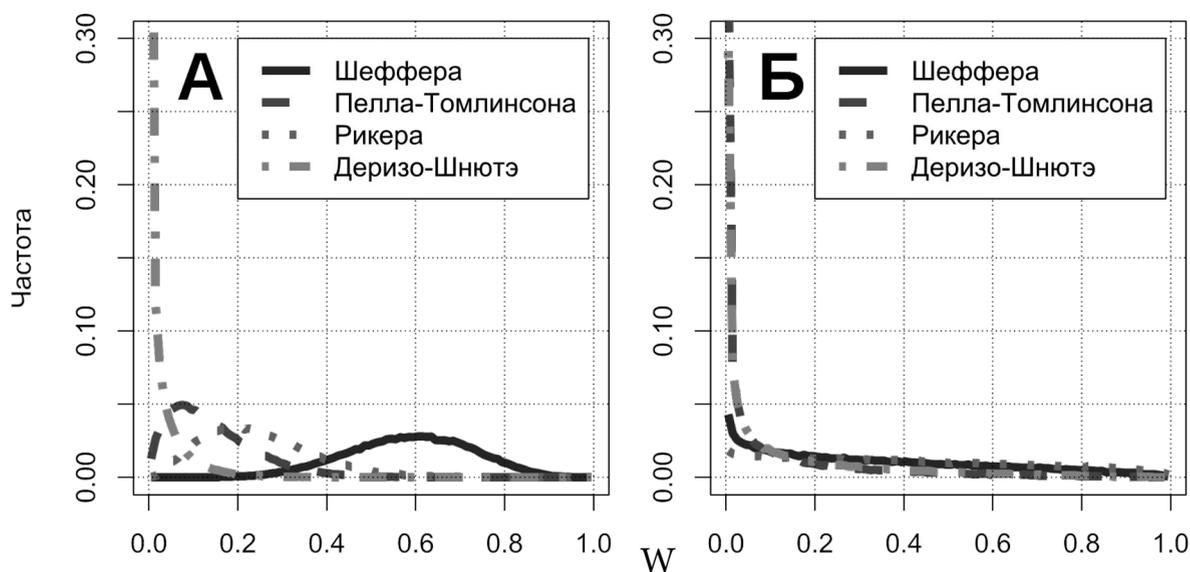


Рис. 3. Профили плотностей распределения весов моделей для синего краба Восточного Сахалина (А – по подгонке, Б – по ретропрогнозу).

Таблица 3. Математические ожидания весов моделей для синего краба Восточного Сахалина

Модель	Подгонка	Прогноз
Шеффера	0,59	0,33
Пелла-Томлинсона	0,14	0,12
Рикера	0,24	0,41
Деризо-Шнютэ	0,03	0,14

цию к увеличению с ростом длины ряда на одном и том же наборе данных.

Интересно, с практической точки зрения, обратить внимание на характер распределения весов моделей-кандидатов. Разброс напрямую связан, как с качеством подгонки, так и с качеством прогноза. В плотности распределений по подгонке для краба-стригуна

опилию восточного Сахалина можно отметить отчетливые пики для моделей Шеффера, Рикера и Деризо-Шнютэ. В плотностях распределений весов по прогнозу можно отметить выраженные максимумы для моделей Рикера и Деризо-Шнютэ (рис. 4). При осреднении моделей получен сравнительно узкий доверительный интервал (рис. 6). Для

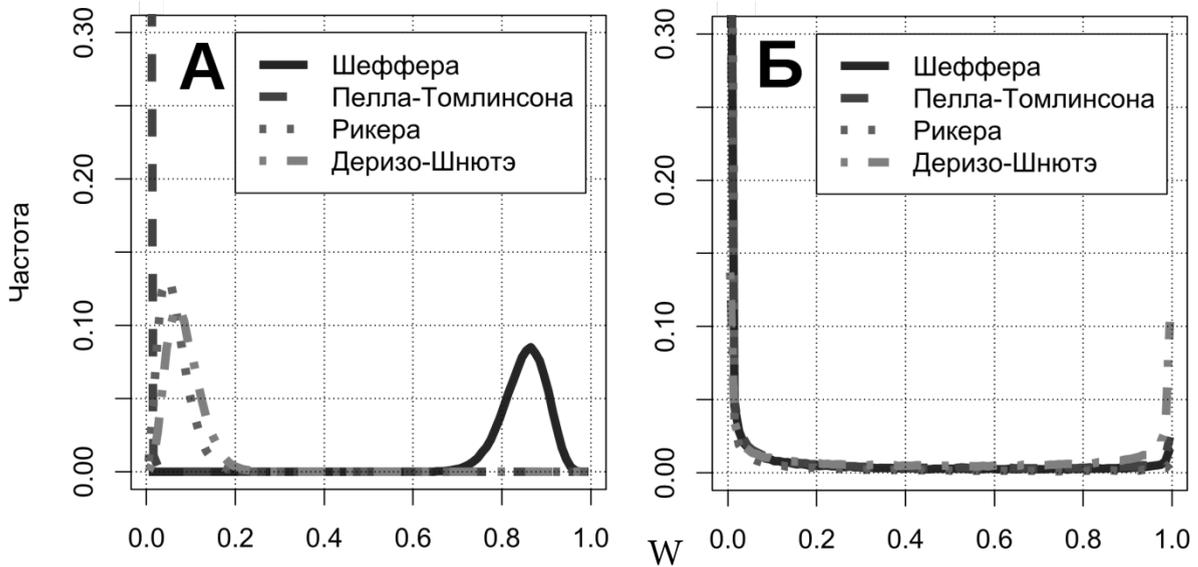


Рис. 4. Профили плотностей распределения весов моделей для краба-стригуна опилию Восточного Сахалина (А – по подгонке, Б – по ретропрогнозу).

Таблица 4. Математические ожидания весов моделей для краба-стригуна опилию Восточного Сахалина

Модель	Подгонка	Прогноз
Шеффера	0,85	0,19
Пелла-Томлинсона	0,00	0,10
Рикера	0,06	0,24
Деризо-Шнютэ	0,09	0,47

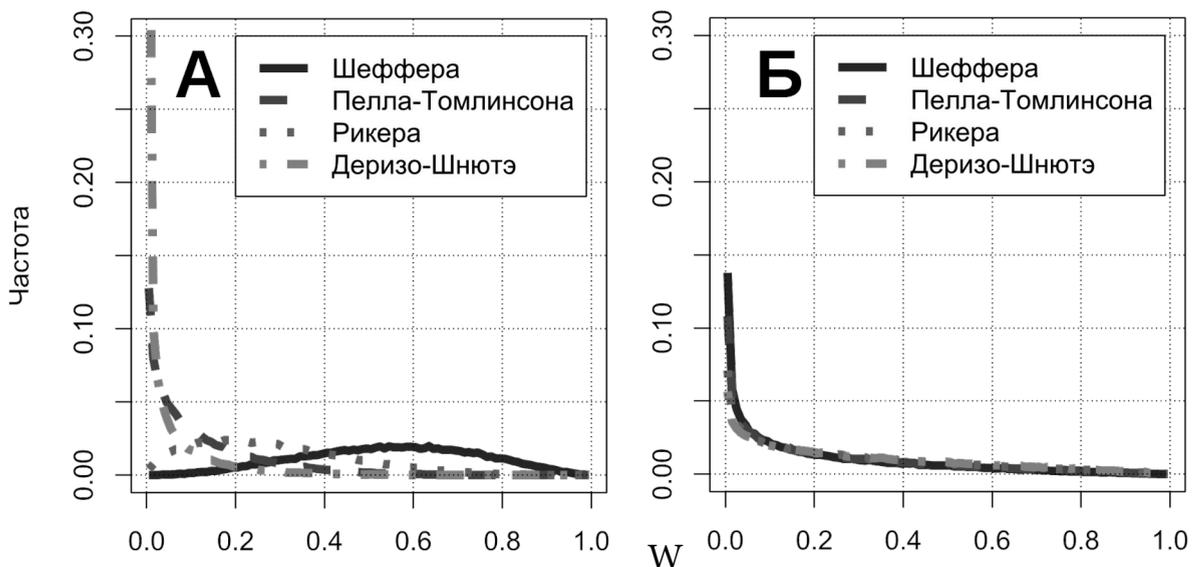


Рис. 5. Профили плотностей распределения весов моделей по прогнозу для наваги Южных Курил.

Таблица 5. Математические ожидания весов моделей для наваги Южных Курил

Модель	Подгонка	Прогноз
Шеффера	0,60	0,21
Пелла-Томлинсона	0,11	0,23
Рикера	0,21	0,27
Деризо-Шнюгэ	0,08	0,29

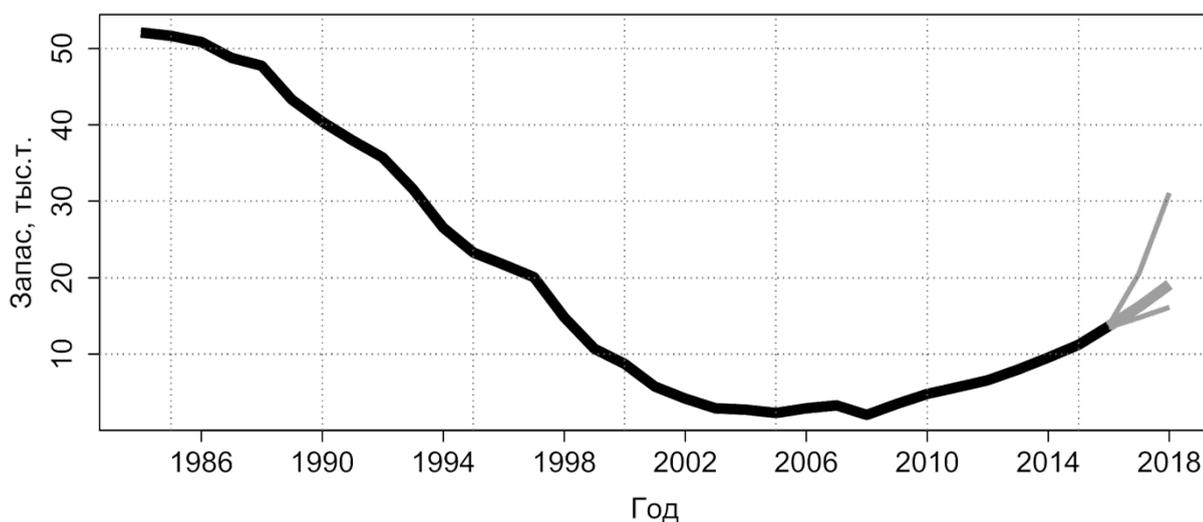


Рис. 6. Осредненные с учетом распределений весов моделей оценка и прогноз запаса краба-стригуна опилию Северо-Восточного Сахалина.

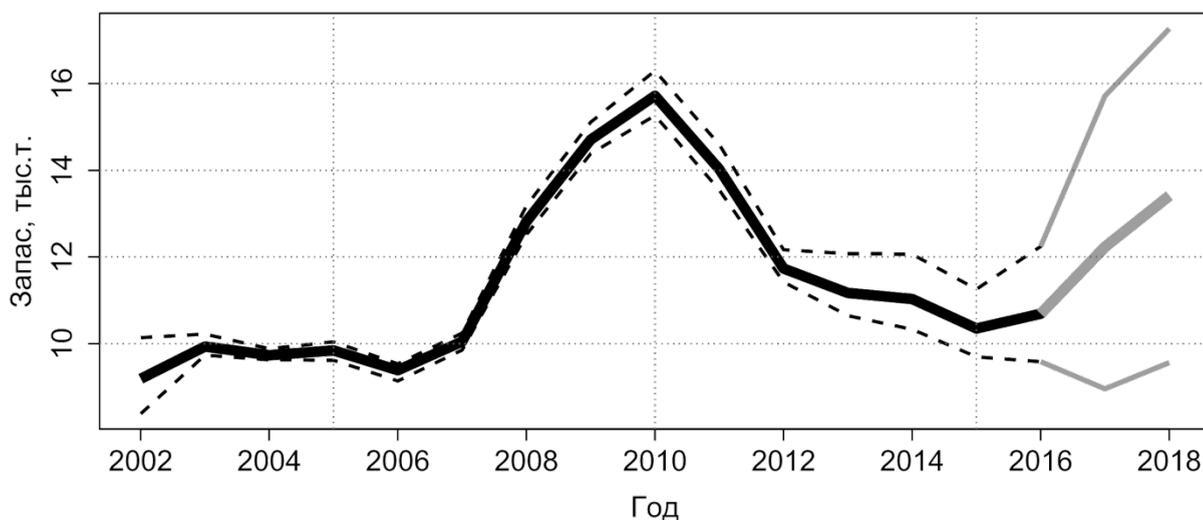


Рис. 7. Осредненные с учетом распределений весов моделей оценка и прогноз запаса наваги Южных Курил.

весов, оцененных по материалам исследований наваги Южных Курил характерен широкий разброс весов по подгонке и почти одинаковые значения математических ожиданий весов по прогнозу для всех моделей-кандидатов. При осреднении получен широкий доверительный интервал, характеризующий высокую неопределенность модели (рис. 7).

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Несмотря на предварительный характер представленных результатов, уже сейчас можно сделать ряд важных выводов. При наличии коротких рядов, а также их сильном зашумлении следует отдать предпочтение модели Шеффера, либо с приростом продукции, моделируемым моделью Рикера. На длинных рядах предпочтительнее использовать более детализированные модели. Считаем более практичным при осреднении моделей ориентироваться на ретропрогнозирование.

Рассмотренные процедуры могут быть использованы для обоснования выбора модели для использования в обосновании ОДУ. Например, веса по прогнозу можно применять для сравнения прогностических качеств продукционных и когортных моделей, при использовании различных методов оценки параметров и т.п. Использование методов выбора модели и мультимодельного вывода безусловно повысит научную обоснованность определения объема изъятия что, в свою очередь, будет способствовать дальнейшей рационализации эксплуатации ВБР.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

Бабаян В.К. Предосторожный подход к оценке общего допустимого улова (ОДУ). М.: ВНИРО, 2000. 98 с.

Галанин, Д.А., Дегтерева Т.С. Ресурсы колючего краба (*Paralithodes brevipes*) восточного Сахалина по результатам сравнительной оценки ловушечных и водолазных уловов (Текст): отчет о НИР (промежуточ.): 11829 // Южно-Сахалинск: Саха-

линский науч. — исслед. ин-т рыбного хоз-ва и океанографии, 2013. 60 с.

Де Гроот М. Оптимальные статистические решения. М.: Мир., 1974. 498 с.

Михеев А.А. Расчет оптимального изъятия донных беспозвоночных // Рыбн. хоз-во. 1999. С. 41—43.

Михеев А.А., Букин С.Д., Первеева Е.Р. и др. Оценка запасов беспозвоночных в Сахалино-Курильском районе на основе анализа временных рядов уловов с применением фильтра Калмана // Известия ТИНРО. 2012. Т. 168. С. 99—120.

Михеев А.А. Применение фильтра Калмана в когортной модели для корректировки оценок запаса при наличии неучтенного вылова // Вопр. рыболовства. 2016. Т. 17. № 1. С. 20—41.

Михеев А.А. К феноменологии популяционной динамики горбуши на примере Сахалино-Курильских стад // Вопр. рыболовства. 2018. Т. 19. № 1. С. 99—114.

Первеева Е.Р. Распределение и биология стригуна опилио *Chionoecetes opilio* (Fabricius, 1788) в водах, прилегающих к острову Сахалин (Текст): автореф. дис. на соиск. учен. степ. канд. биол. наук (03.00.18) / Первеева Екатерина Романовна; ФГУП «СахНИРО». Москва, 2005. 22 с.

Приказ Росрыболовства от 06.02.2015 № 104 (ред. от 04.04.2016) «О представлении материалов, обосновывающих общие допустимые уловы водных биологических ресурсов во внутренних водах Российской Федерации, а также в территориальном море Российской Федерации, на континентальном шельфе Российской Федерации и в исключительной экономической зоне Российской Федерации, в Азовском и Каспийском морях, а также внесении в них изменений».

Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы. 2-е изд. М.: Горячая Линия — Телеком, 2007. 425 с.

Сафронов С.Н. Экология дальневосточной наваги *Eleginus gracilis* Tilesius (Gadidae) шельфа Сахалина и Южных ку-

- рильских островов. Автореф. дис. на соиск. учен. степ. канд. биол. наук (03.00.10) / Сафронов Сергей Никитич; СахТИНРО. Владивосток, 1986. 24 с.
- ФАО. Кодекс ведения ответственно-го рыболовства. Рим: ФАО, 1995. 91 с.
- Черниенко И. С. Моделирование динамики запаса колючего краба *Paralithodes brevipes* южных Курильских островов конечно-разностной моделью с запаздыванием // Известия ТИНРО. 2016. Т. 185. С. 102–111.
- Шутиков В. К., Розенберг Г. С. Рандомизация и бустреп: статистический анализ в биологии и экологии с использованием R. Тольятти: «Кассандра», 2013. 289 с.
- 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. V. 6. № 1. P. 1–10.
- Bordet C., Rivest L. — P. A stochastic Pella Tomlinson model and its maximum sustainable yield // J. Theor. Biol. 2014. V. 360. P. 46–53.
- Burnham K. P., Anderson D. R. Model selection and multimodel inference: a practical information-theoretic approach. New York, NY: Springer, 2002. 488 p.
- Claeskens G., Hjort N. L. Model selection and model averaging. Cambridge: Cambridge University Press, 2008. 320 p.
- Chamberlin T. C. The Method of Multiple Working Hypotheses // Science. 1965. V. 148. № 3671. P. 754–759.
- Gelissen S. R code for implementing the extended Kalman filter — R code, simulations, and modeling. URL: http://blogs2.datall-analyse.nl/2016/02/11/rcode_extended_kalman_filter/
- Jiao Y., Reid K., Smith E. Model Selection Uncertainty and Bayesian Model Averaging in Fisheries Recruitment Modeling // The Future of Fisheries Science in North America / R. J. Beamish, B. J. Rothschild (Eds.). Dordrecht: Springer Netherlands, 2009. P. 505–524.
- Kullback S., Leibler R. A. On Information and Sufficiency // Ann. Math. Stat. 1951. V. 22. № 1. P. 79–86.
- Meinhold R. J., Singpurwalla N. D. Understanding the Kalman Filter // Am. Stat. 1983. V. 37. № 2. P. 123–127.
- Meyer R., Millar R. B. Bayesian Stock Assessment using a State-Space Implementation of the Delay Difference Model // Can. J. Fish. Aquat. Sci. 1998. V. 56. P. 37–52.
- Millar C. P., Jardim E., Scott F. et. al. Model averaging to streamline the stock assessment process // ICES J. Mar. Sci. 2015. Vol. 72. № 1. P. 93–98.
- Newman K. B., Buckland S. T., Morgan B. J. T. et. al. Modelling population dynamics: model formulation, fitting and assessment using state-space methods. New York: Springer, 2014. 215 p.
- Pedersen M. W., Berg C. W. A stochastic surplus production model in continuous time // Fish Fish. 2017. V. 18. № 2. P. 226–243.
- Quinn T. J. I., Deriso R. B. Quantitative Fish Dynamics. New York; Oxford: Oxford University Press, 1999. 542 p.
- Särkkä S. Bayesian filtering and smoothing. Cambridge: Cambridge Univ. Press, 2013. 232 p.
- Schnute J. T. A General Theory for Analysis of Catch and Effort Data // Can. J. Fish. Aquat. Sci. 1985. V. 42. № 1970. P. 414–429.
- Schnute J. T. A General Fishery Model for a Size-Structured Fish Population // Can. J. Fish. Aquat. Sci. 1987. V. 44. № 1980. P. 924–940.
- Scrucca L. GA: A Package for Genetic Algorithms in R // J. Stat. Softw. 2013. V. 53. № 4.
- Thorson J. T. Forecast skill for predicting distribution shifts: A retrospective experiment for marine fishes in the Eastern Bering Sea // Fish and Fisheries. 2019. V. 20. № 1. P. 159–173
- Tsagris M., Athineou G. Compositional: Compositional Data Analysis. URL: <https://CRAN.R-project.org/package=Compositional>
- Wan E. A., Merwe R. van der. The

Unscented Kalman Filter // Kalman Filtering of nonlinear population dynamics using Bayesian and Neural Networks / by ed. S. Haykin. New York, USA: John Wiley & Sons, Inc., 2001. P. 221–280.

of nonlinear population dynamics using Bayesian and non-Bayesian state-space models // Ecol. Model. 2007. V. 200. № 3–4. P. 521–528.

Wang G. On the latent state estimation

MULTI-MODEL APPROACH TO SOME MARINE BIOLOGICAL RESOURCES STOCK FORECAST IN SAKHALIN-KURIL REGION

© 2019 y. I. S. Chernienko, E. P. Chernienko

Pacific Ocean Branch of Russian Federal Research institute of Fisheries and Oceanography (TINRO), Vladivostok, 690091

The use of modern methods of estimation and forecast of marine biological resources stocks is required due to the needs of domestic economy and the demands of international agreements for fisheries. These reasons lead to the increasing use of math modeling for practical estimations of total allowable catch (TAC). From one hand some specialists face difficulties choosing a correct math model and its parameters evaluation methods. From the other hand, after choosing one specific model they reject the other ones, though they still can have some advantages. Moreover different business entities can use seemingly equal models to manage the fishery while those models give significantly different results. Therefore, it is important to take various scenarios into consideration while managing the fisheries. The given paper studies some aspects of choosing a model and of multi-model outcomes on examples of some marine biological resources stock of Sakhalin-Kuril region.

Key words: Modelling, surplus models, model selection, multi-model approach.