

МЕТОДИЧЕСКИЕ АСПЕКТЫ РЫБОХОЗЯЙСТВЕННЫХ ИССЛЕДОВАНИЙ

УДК 639.2.053.7 (076)

**ДИАГНОСТИКА РЕЗУЛЬТАТОВ ПРИМЕНЕНИЯ МОДЕЛЕЙ
ДЛЯ ОЦЕНКИ ЗАПАСОВ**

© 2015 г. Д. А. Васильев

*Всероссийский научно-исследовательский институт рыбного хозяйства и океанографии,
Москва, 107140*

E-mail: dvasilyev@vniro.ru

Поступила в редакцию 22.09.2015 г.

Рассмотрены основные аспекты диагностики результатов применения моделей для оценки запасов, включая анализ остатков в модельном описании исходных данных, оценку информативности различных видов входных данных, исследование исторической смещенности оценок, а также оценку доверительных интервалов для полученных результатов.

Ключевые слова: модельный анализ, диагностика решения.

ВВЕДЕНИЕ

Диагностика результатов, полученных при использовании той или иной модели для оценки запасов промысловых рыб, является неотъемлемой и рутинной частью процедуры оценивания состояния запасов и общих допустимых уловов (ОДУ) водных биоресурсов. Именно тщательно выполненная диагностика является основой для определения оптимальных опций в рамках той или иной модели или же, с определенными оговорками, может даже предоставить информацию для выбора между различными моделями.

РЕЗУЛЬТАТЫ И ОБСУЖДЕНИЕ

Под диагностикой понимается комплекс процедур, направленных на выяснение свойств решения как отражения особенностей взаимодействия конкретных данных с конкретной моделью с целью:

- выявления проблемных мест,
- определения путей их устранения.

Диагностику конкретных особенностей описания той или иной моделью имеющихся в распоряжении исследователя данных следует начинать с выяснения свойств самих данных. На этом этапе проводится первич-

ный анализ данных, включающий в себя для моделей с возрастной структурой следующие процедуры.

Прежде всего, имеет смысл проанализировать графики логарифмов уловов по возрастным группам по поколениям. Уже этот простейший анализ позволяет судить, например, о близости к реальности гипотезы об устойчивости селективных свойств промысла, лежащей в основе сепарабельных моделей. Если имеются существенные, но достаточно редкие аномалии в отдельных возрастных группах для отдельных поколений, то это, вообще говоря, не отменяет возможность применения сепарабельных моделей, однако надо быть готовым к встрече со значительными остатками в модельном описании данных и проявить особую заботу о робастности процедур оценки параметров модели.

Целесообразно также проанализировать построенные по поколениям графики логарифмов численности, оценки которых получены по результатам съемок. Эти графики позволяют, например, проследить сильные поколения и получить общее представление о зависимости коэффициентов улавливаемости от возраста. Так, например, колоколообразные

формы кривых говорят о низкой улавливаемости в младших возрастных группах.

Полезной процедурой анализа информативности съемок является построение графиков корреляции оценок численности (или данных по уловам на единицу усилия) по поколениям. Если в данных съемок прослеживается причинно-следственная связь внутри поколений, то есть основания надеяться на то, что использование таких данных в модели приведет к повышению обоснованности результатов.

Если информация с возрастной структурой отсутствует, а имеющиеся данные по уловам и уловам на единицу усилия предполагается использовать для оценки состояния запаса с помощью продукционных моделей, то имеет смысл предварительно определиться с выбором вида функции популяционного роста. Такой выбор могут облегчить графики зависимости уловов на единицу усилия от величины усилия.

Выполненный первичный анализ данных позволяет более осмысленно определить вид модельного анализа и сделать первичный выбор опций модели (моделей).

После получения первых результатов модельного анализа должна быть проведена их всесторонняя диагностика.

Диагностику следует начинать с анализа соответствия полученного решения минимуму целевой функции модели и характеру поверхности ошибок. В ходе такого анализа следует проверить:

- смогла ли процедура минимизации дойти до минимума, хотя бы — локального;
- существует ли невырожденный минимум вообще;
- единственный ли он;
- если существует несколько локальных минимумов, то который из них является глобальным и в него ли пришла процедура минимизации;
- разумные ли оценки параметров модели получаются в глобальном минимуме или лучше выбрать другой минимум, пусть локальный, но дающий оценки, имеющие биологический смысл, что особенно актуаль-

но для сильно зашумленных данных с аутлаерами (данными, которым соответствуют резко выделяющиеся остатки);

— отчетлива ли локализация минимумов и т.д.

Если количество параметров модели не слишком велико, то полезно «просканировать» поверхность целевой функции, меняя параметры с достаточно мелким шагом, и представить ее проекции относительно параметров.

Если параметров очень много и/или программа не позволяет провести сканирование, то следует:

- провести многократное оценивание, стартуя из разных начальных приближений;
- варьировать параметры самой процедуры минимизации и сравнить конечные значения целевой функции.

Уже на этом этапе может быть выявлено, что полученное решение на самом деле решением не является, поскольку, например, оценки некоторых из параметров модели получены не в минимуме целевой функции, а соответствуют, например, выходу процедуры минимизации на локальное плато. В этом случае следует задуматься о том, чтобы или переформулировать модель, или/и изменить вид целевой функции модели, или/и выявить и откорректировать аутлаеры в данных с помощью, например, процедуры робастной винзоризации (Vasilyev, 2005).

Если целевая функция модели многокомпонентна, что имеет место в случае использования в модели нескольких видов информации, например, различных видов съемок, то следует исследовать информативность используемых видов данных с помощью анализа компонент целевой функции, соответствующих каждому из видов данных. Это удобно осуществить с помощью построения графиков профилей компонент целевой функции относительно одного из ключевых параметров модели, например, величины биомассы нерестового запаса в терминальный год.

Если сигналы от разных видов данных (положения минимумов соответствую-

ющих компонент целевой функции) противоречивы, а некоторые из них не имеют невырожденного минимума, то следует:

- попытаться сблизить сигналы от разных видов информации путем выбора других, например, более робастных целевых функций и/или опций модели;
- подумать о весовых коэффициентах при компонентах целевой функции;
- вернуться к анализу входных данных: выявить и скорректировать аутлаеры.

Если от некоторых видов данных так и не удалось получить информативного сигнала, то их лучше исключить из расчетов.

Далее следует провести анализ остатков модели с точки зрения наличия смещенности в описании данных моделью. Дело в том, что единой оценки, всегда удовлетворяющей условию наибольшей концентрации или условию минимума среднего (или суммы) квадрата ошибки, в общем случае не существует. Однако если рассматривать только несмещенные оценки, то в ряде случаев можно получить оптимальные оценки в смысле минимума дисперсии. Наиболее важная роль несмещенных оценок с наименьшей дисперсией заключается в сложении информации, доставляемой независимыми оценками параметра. Заметим, что это свойство напрямую оказывается полезным при оценке параметров различных моделей, использующихся для оценки состояния запасов водных биоресурсов. С точки зрения гипотезы о характере распределения ошибки во входных данных, полезным свойством несмещенных оценок является то, что оценка в смысле наименьших квадратов, построенная на этом классе оценок и имеющая наименьшую дисперсию, может считаться оптимальной не только для случая нормального распределения ошибок (как это имеет место при отсутствии ограничения на смещение), но и для любых распределений с конечным первым моментом. Это практически важно, поскольку в реальных данных ошибка далеко не всегда хорошо аппроксимируется нормальным (или логнормальным) распределением.

На практике исследованию на смещенность, как правило, подвергается уже найденное решение. При этом решение, имеющее значительную смещенность, отбраковывается как свидетельствующее о плохом описании исходных данных моделью с такими параметрами. Иными словами, смещение свидетельствует о наличии во входных данных не только решения и случайного шума, но и некоторой не учтенной моделью тенденции. Как правило, полезные свойства ограничения возможного решения классом несмещенных оценок прямо используются достаточно редко. Это в значительной степени объясняется тем, что подобные ограничения затрудняют работу большинства формальных оптимизационных процедур. Тем не менее заранее обеспечить несмещенность решения, притом в различных вариантах (в соответствии с выбранной моделью ошибки), можно путем построения набора специальных вычислительных процедур оценки параметров модели, как это сделано, например, в модели TISVPA (Triple-separable virtual population analysis) (Васильев, 2006).

Исследовать результат на смещенность описания данных моделью проще всего путем построения графиков суммарной ошибки по возрастам и годам анализа. Эти графики применимы и для выявления автокорреляций в остатках модели.

Кроме того, полезно визуально проанализировать возможные особенности в матрицах остатков с помощью построения так называемых пузырьковых диаграмм. Так, например, если в матрице остатков описания той или иной моделью данных по возрастному составу уловов выявляется заметно худшее описание моделью отдельных когорт, то это может свидетельствовать в пользу существенных отклонений от гипотезы об устойчивости зависимости селективности от возраста.

Далее следует провести анализ характера распределения остатков в описании данных моделью. Этот анализ полезен для проверки правильности выбора целевой функции модели, а также для выбора варианта реализации процедуры бутстрепа на стадии оценки

доверительных интервалов для результатов. Для этого полезно построить графики распределения остатков с наложенными на них графиками их аппроксимации выбранным законом распределения. Для начала полезно исследовать описание остатков нормальным и логнормальным распределением. Можно воспользоваться и более сложными распределениями, способными лучше описать полученные остатки в каждом конкретном случае. Также можно рекомендовать построение так называемых квантиль-квантильных графиков, которые более наглядно показывают отличия реального распределения ошибок от закона, выбранного для их описания.

Если для оценки параметров модели используются функции правдоподобия, то следует помнить, что классические функции правдоподобия исключительно не робастны. Поэтому часто используют более сложные распределения «с утяжеленными хвостами», призванные лучше описать значительное количество больших ошибок. Для описания данных, содержащих резко выделяющиеся значения, часто используют смешанные распределения, а также квазифункции правдоподобия, основанные на снижении влияния «плохих» наблюдений.

Важным критерием качества полученных результатов является наличие или отсутствие так называемой исторической смещенности. Для ее выявления следует провести так называемый ретроспективный анализ, в ходе которого из данных последовательно убирается информация последнего, предпоследнего и т.д. годов, делаются прогонки модели с использованием одних и тех же ее ключевых опций и проводится сравнение результатов. Если, например, при этом оценки биомассы за последние несколько лет при «отрезании» данных очередного года постоянно смещаются в сторону увеличения или снижения, то это может свидетельствовать о том, что коэффициенты улавливаемости съемок, считающиеся в модели постоянными, на самом деле таковыми не являются, а систематически уменьшаются или увеличиваются, например, в результате изменения

условий проведения съемки или изменений в распределении запаса. Естественно, что в таком случае результаты расчетов не могут считаться надежными и следует рассмотреть возможность изменения модели, используемой для оценки состояния запаса.

Для количественной оценки ретроспективной смещенности часто применяют так называемый ρ -критерий (Mohn, 1999). Он представляет собой сумму относительных отклонений оценок, полученных по сокращенным рядам данных, и оценок, полученных по полным рядам:

$$\rho = \sum_{y=1}^{N_{\max}} \frac{X_{Y-y,t} - X_{Y-y,ref}}{X_{Y-y,ref}},$$

где X — некоторая оцененная в результате прогона модели величина, например, оценка биомассы нерестового запаса или мгновенного коэффициента промысловой смертности; y — год; N_{\max} — максимальное число лет, для которых данные последовательно изымаются из прогноза модели; Y — последний год в полном наборе данных; t — индекс оценки для последнего года сокращенного ряда данных; ref — индекс оценки, полученной на полных рядах данных. Естественно, что этот критерий дает оценку лишь некоторой меры «сбалансированности» ретроспективных оценок и не является ни единственным возможным, ни робастным. Кроме того, очевидно, что для оценки разброса в ретроспективных оценках должен дополнительно использоваться какой-либо квадратический или, например, медианный критерий.

Далее следует оценить неопределенность в полученных результатах, что обычно выражается в оценке доверительных интервалов для основных параметров модели. Наиболее традиционными являются два способа оценки: по ковариационной матрице и с использованием процедуры бутстрепа.

В случае использования ковариационной матрицы для оценки неопределенности для интересующих нас параметров θ_i в рамках Δ -метода используется матрица Гесса: $Cov_{ij} = 2 \Phi_{opt} / (m-n) \times H_{ij}^{-1}$, где Φ_{opt} — оптимальное значение целевой функции

Φ , а H_{ij}^{-1} — компоненты обратной матрицы Гесса: (H : $H_{ij} = \partial^2 \Phi / \partial \theta_i \partial \theta_j$). Здесь $m-n$ — количество компонентов минус число параметров. Определитель Гесса обычно получается в ходе квази-Ньютоновой оптимизации, но может быть посчитан и специально.

Другим способом является использование процедуры бутстрепа для входных данных модели (Efron, 1979). Различают условный параметрический, безусловный параметрический, условный непараметрический и безусловный параметрический виды бутстрепа. Идея, лежащая в основе процедуры бутстрепа, состоит в использовании гипотезы о том, что в нашей выборке, т.е. в имеющихся у нас данных, содержится вся информация о генеральной совокупности. Процедура состоит в генерировании большого числа псевдонаблюдений на основе имеющихся данных. При этом в случае безусловного непараметрического бутстрепа наблюдения в каждом наборе данных генерируются путем случайного выбора из числа наблюдений в имеющемся наборе данных таким образом, чтобы каждый набор псевдонаблюдений имел то же число наблюдений, что и исходный набор. Далее делается прогонка модели с каждым из этих наборов и подсчитываются интересующие нас статистики (стандартные отклонения, доверительные интервалы, среднее, медиана и т.д.). В случае параметрического бутстрепа новые данные генерируются с использованием параметров распределения, оцененных по имеющимся данным. Условные варианты бутстрепа отличаются тем, что новые наборы псевдоданных создаются с использованием остатков в их описании моделью. Выбор варианта про-

цедуры определяется видом и свойствами данных и далеко не всегда однозначен.

Таким образом, только тщательно выполненная всесторонняя диагностика позволяет судить о степени надежности полученного результата и о том, в какой мере он может послужить основой для дальнейшей выработки мер по рациональной эксплуатации водных биоресурсов, отвечающих требованиям рационального рыболовства. Именно процесс диагностики результатов применения модельного анализа, приводящий к оптимизации модельных опций и конфигураций, с последующей диагностикой вновь полученных результатов и новыми прогонами оптимизированной модели и является одной из наиболее научно- и времемемких составных частей процедуры оценки состояния запасов, которая требует определенной эвристичности и достаточно высокой квалификации исполнителя.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

Васильев Д.А. Свидетельство об официальной регистрации программы для ЭВМ «Triple-separable virtual population analysis (TISVPA)». 2006. № 2006611764.

Efron B. Bootstrap methods: another look at the jackknife // Ann. Statistics. 1979. V. 7. № 1. P. 1–26.

Mohn R. The retrospective problem in sequential population analysis: An investigation using cod fishery and simulated data // ICES J. Mar. Sci. V. 56. P. 473–488.

Vasilyev D. Key aspects of robust fish stock assessment. M: VNIRO Publ., 2005. 105 p.

DIAGNOSTICS OF THE RESULTS OF MODELS APPLICATION FOR FISH STOCK ASSESSMENT

© 2015 г. D. A. Vasilyev

Russian Federal Research Institute for Fisheries and Oceanography, Moscow, 107140

Main aspects of diagnostics of the results of models application for fish stock assessment are considered, including analysis of residuals, estimation of informativeness of the input data, analysis of historical bias, and estimation of the confidence intervals.

Keywords: modeling, diagnostics of the solution.