

# MANAGEMENT STRATEGY EVALUATION (MSE) IMPLEMENTATION IN STOCK SYNTHESIS: APPLICATION TO PACIFIC BLUEFIN TUNA.

Mark N. Maunder

## ABSTRACT

A procedure is described to conduct a management strategy evaluation (MSE) using the Stock Synthesis (SS) general stock assessment program as the operating model. Samples from the posterior distribution of a Bayesian application of SS using Markov Chain Monte Carlo (MCMC) are used to represent the possible states of nature, allowing for uncertainty in parameters used in typical stock assessment models. The bootstrap procedure built into SS for generating random observations is used to include observation uncertainty in the future data used in the harvest control rule. Process error is included by extending the “estimation” period of the stock assessment used to create the operating model to include the period over which the MSE will be conducted. Priors can be put on model parameters that are usually fixed (*e.g.* natural mortality), and the parameters estimated to more accurately represent uncertainty. R code is developed to communicate between the SS-based operating model and the management procedure that is being evaluated. The advantage of using SS is that assessments using SS are already available for many stocks, and these can easily be converted into SS-based operating models to conduct an MSE. The procedure is applied to Pacific bluefin tuna based on the [stock assessment](#) carried out by the International Scientific Committee for Tuna and Tuna-like Species in the North Pacific Ocean (ISC), which was conducted in SS. The management procedure, comprised of simple harvest rates applied to two CPUE-based indices of abundance, one for spawners and one for recruits, is compared to a simple catch-based management procedure similar to that evaluated by the ISC’s working group on Pacific bluefin tuna.

## 1. INTRODUCTION

Contemporary fisheries management for major fish stocks generally follows one of two divergent paths. The first, which is more traditional, is to conduct a stock assessment (Hilborn and Walters 1992; Quinn and Deriso 1999; Maunder and Punt 2013) to provide the best estimates of the stock abundance and productivity, and use these to provide management advice (*e.g.* compare estimates of current biomass and fishing mortality ( $F$ ) with MSY-based reference points). The second is to conduct a management strategy evaluation (MSE) to identify an appropriate management procedure to apply to the stock (de la Mare 1986; Butterworth *et al.* 1997; De Oliveira *et al.* 1998; Butterworth and Punt 1999; Smith *et al.* 1999). These approaches have some aspects in common, but their philosophies differ substantially. A main difference is that MSE explicitly takes uncertainty into consideration and attempts to identify management procedures that are robust to the uncertainty. Stock assessments generally present uncertainty (*e.g.* confidence intervals on parameters and quantities of interest, and sensitivity analyses to uncertain fixed parameter values or model structure), but leave it to decision-makers to take uncertainty into consideration when determining annual catch levels. MSE requires the definition of a complete management procedure, including the data collected, the method used to analyze the data, and the harvest control rule (Schnute *et al.* 2007). Multiple management procedures are then evaluated based on predefined performance criteria under different states of nature representing the uncertainty in the understanding of the system.

The states of nature are typically represented by an operating model (OM), which is essentially a stock assessment model (SAM) (*i.e.* a population dynamics model representing the dynamics of the stock and the fishery). Different parameter values and, perhaps, different model structures represent the different possible states of nature. The states of nature used will partly determine which management strategies perform best. Therefore, it is important that the states of nature are chosen carefully and that unrealistic states of nature are avoided. One reasonable approach is to condition the states of nature on the available data. This essentially means fitting the OM to the data as done for a SAM. One complication is that an OM is typically more complex than a SAM (*i.e.* models more processes and/or estimates more parameters), and if fitted to data will frequently encounter convergence problems and the parameters cannot be estimated. These

estimation problems can often be overcome by putting priors on the parameters or running separate model fits with different values of the parameters. Two model parameters that are difficult to estimate with typical fisheries data are natural mortality ( $M$ ) (Lee *et al.* 2011; Maunder and Wong 2011) and the steepness ( $h$ ) of the stock-recruitment relationship (Lee *et al.* 2012; Maunder 2012; Magnusson and Hilborn 2007; Conn *et al.* 2010). Growth estimation is also problematic for tuna models because of the lack of aging data and the influence of the interaction between growth and length-composition data on estimates of absolute abundance (Maunder and Piner 2014; Aires da Silva *et al.* in press). It may be possible to put priors on natural mortality and growth from external data for the stock in question, related stocks or species, or correlates with life history parameters (Pauly 1980; Jensen 1996; Gunderson 1997; Hoenig 1983). However, the steepness of the stock-recruitment relationship is more problematic. There have been several meta-analyses that can be used to create priors for steepness, but their validity is questionable (Gilbert 1997; Maunder 2012; Maunder and Piner 2014). Even if a reasonable prior for steepness could be constructed, the inherent bias in estimating steepness (Lee *et al.* 2012; Maunder 2012; Conn *et al.* 2010) could still produce biased results. Therefore, it may be appropriate to run several models with alternative steepness values and the weights applied to each value based solely on the prior (*i.e.* do not let the data influence the weighting of steepness).

The similarity of a data-conditioned OM to represent the states of nature in a MSE with a SAM makes the initial development of a MSE for a traditionally-assessed stock relatively simple, and is facilitated by the use of a general stock-assessment program like Stock Synthesis (Methot and Wetzel 2013). These general stock assessment programs include many options for model structure and parameterization, and often allow the inclusion of priors. These features can be used to more fully represent uncertainty in the states of nature.

Developing the states of nature requires estimating the parameter and model uncertainty. There are several ways of estimating uncertainty in stock assessment models (normal approximation, profile likelihood, bootstrap, Bayesian MCMC) and they differ in their computational demands (Maunder *et al.* 2009). Normal approximation is usually the least demanding approach computationally, but produces symmetrical estimates that may not adequately describe the uncertainty. Profile likelihood requires the objective function to be optimized on the order of tens of times, but needs to be repeated for each quantity for which the uncertainty is being estimated. Bootstrap requires the objective function to be optimized on the order of hundreds of times, but estimates the uncertainty for all quantities simultaneously. MCMC requires the objective function to be calculated (not optimized) on the order of millions of times and is usually the most computationally demanding, but also estimates the uncertainty for all quantities simultaneously. Bayesian methods are the only methods that provide estimates of uncertainty as true probability statements. However, Bayesian methods (see Punt and Hilborn (1997) for a review) require priors for all model parameters, including those for which there is no data-based prior information. The priors, including those that represent lack of information, may influence the results. The Bayesian approach, despite the issues related to priors and integration across parameters (Maunder 2003), computational demands, and convergence issues, is probably the most convenient approach to develop the states of nature because it directly estimates probability, allows the inclusion of priors, and estimates uncertainty for all parameters and their correlation simultaneously.

Model uncertainty may also be an important component of developing the states of nature. For example, it may not be clear whether the Ricker (1954) or the Beverton-Holt (1957) stock-recruitment model is more appropriate. If possible, it is convenient to translate the model uncertainty into parameter uncertainty by reparameterizing the model. For example, the Deriso-Schnute (Deriso 1980; Schnute 1985) stock-recruitment model can be used to represent both the Ricker and Beverton-Holt models (and intermediate models) with an additional parameter. Otherwise, additional methods will be required to include the model uncertainty. For example, reversible-jump MCMC can be used in a Bayesian context, but it is complex and has not yet been implemented in general models or in AD Model Builder (ADMB). Different MCMC analyses could be conducted and combined based on the prior probability for each model structure in combination with the data-based evidence. These may need to be modified to deal with estimation bias, as mentioned previously for the steepness of the stock-recruitment relationship.

Pacific bluefin tuna (PBF) is a stock that is of considerable concern. The current ISC stock assessment estimates that any reasonable biomass and fishing mortality limit reference points have been exceeded. The biomass is estimated to have been at very low levels for decades. Unfortunately, the SAM does not adequately fit the data. Nevertheless, a large number of model configurations were tested, and all produced similar results, indicating that urgent management action is needed. Future projections under different management scenarios suggest that juvenile catch may need to be reduced by up to 50% to produce reasonable rebuilding rates. Pacific bluefin is an ideal candidate for MSE, but work is still needed to improve the SAM before it can be used as a reliable OM for MSE. Southern bluefin tuna (SBT), has already undergone MSE (Polacheck *et al.* 1999; Kolody *et al.* 2008) and experience gained with that stock can be used to guide MSE for Pacific bluefin.

Here we develop an initial MSE for Pacific bluefin, using the ISC SS-based SAM as an OM. The analysis is by no means a final MSE to be used for managing this stock. It is only the first step in the process, and will hopefully prompt a collaborative effort among all the interested parties to develop a full MSE that, if found to be appropriate, can be used to provide management advice.

## 2. METHODS

Stock Synthesis (Methot and Wetzel 2013) is used as the operating model to develop the possible states of nature for testing the management procedure. A Bayesian stock assessment model is developed in Stock Synthesis to allow the conditioning of the operating model on the available data. External code written in R is developed to communicate among the operating model, the assessment model, and the harvest rule, and to loop over the alternative states of nature. This allows maximum flexibility in the assessment model and harvest rule. The Bayesian framework is used for the operating model because it allows the inclusion of multiple sources of uncertainty (*i.e.* parameters that are usually fixed can be estimated with the addition of priors to ensure convergence, while still allowing for uncertainty in the parameter). The model “estimation” timeframe is extended to include the projection period over which the management procedures are evaluated to facilitate the inclusion of process and observation error.

The algorithm used to conduct the MSE using SS is:

1. Determine states of nature. Run the SS stock assessment in MCMC mode to generate the states of nature:
  - a. Extend the modelling time frame to include the period over which the MSE will be conducted in .dat file and .ctl files.
  - b. Add zero catches for all fisheries for the period of  $N$  years over which MSE will be conducted. Turn the forecast off and set forecast years to zero.
  - c. Modify the control file so that bias correction is 1 for all years. Five lines: endNoBias,startFullBias,endFullBias,startNoBias,maxBiasAdj (this may already be automatic when SS is run in MCMC mode).
  - d. Make the abundance index catchabilities as estimable parameters (not estimated analytically) so that the MCMC takes samples of the catchability parameters.
  - e. Make recruitment deviates not a dev\_var\_vector (*i.e.* not sum to zero).
  - f. Run the model using the MCMC mcsave option. *e.g.* SS -mcmc 1000000 -mcsave 1000 (you can also use the -noest option if the model has already been run with the hessian estimated).
  - g. Run the model using the MCMC mceval option. *e.g.* SS -mceval.
  - h. The draws from the posterior of the estimated parameters will be in the file posteriors.sso.
2. Evaluate the harvest rule under different states of nature:
  - a. Take a sample of the parameters from the posterior and insert them in the par file. This will require matching up the parameters in each file since the posteriors.sso only has the estimated parameters

- and the par file has all the parameters.
- b. Change the starter file to initiate the model parameters from the par file and do not estimate parameters:
    - i. 1 # 0=use init values in control file; 1=use ss3.par.
    - ii. 0 # Turn off estimation for parameters entering after this phase.
  - c. Put in dummy data where you would like the model to simulate data (including future years). Do not do this in the MCMC stage above, as it will influence the parameter estimates when creating the posterior.
  - d. Add one data bootstrap in the starter file:
    - i. 3 # Number of datafiles to produce: 1st is input, 2nd is estimates with no error, 3rd and higher are bootstrap.
  - e. Run the model using the `–nohess` command line option.
  - f. Take the historical observed data (or the simulated data for this period) and add the simulated data for the future years, if appropriate (from `data.ss_new`), conduct the assessment, and apply the control rule to determine the quota. Take only the newly-created data point each year from the `data.ss_new` file because all data points, including the ones that have already been used in the decision rule for previous years, are randomly generated. Make sure you take the value for the third data set, which is the one that is randomly generated. If you are using the previous year's catches in the decision rule (*e.g.* if the assessment model for your decision rule is based on a surplus production model) make sure you use the catch from SS and not from the previous assigned quota because, if the quota is too high, the setting for maximum  $F$  in SS may cause the catch used in SS to be lower than the quota.
  - g. Put the quota calculated by the decision rule in the SS data file as the catch for the appropriate year.
  - h. Repeat e-g for each year of the MSE.
  - i. Store the appropriate information from the SS output files (*e.g.* ending biomass, average catch).
  - j. Repeat a-i for each sample from the posterior.

### 3. APPLICATION TO PACIFIC BLUEFIN TUNA

We develop an initial MSE for Pacific bluefin, using the ISC SS-based SAM as an OM. The harvest control rule (HCR) is based on the results of future projections carried out by the ISC, which predict that the population will not increase under the low recruitment scenario (which is consistent with recent recruitment estimates), unless catches of juveniles are reduced by 25-50%. Similar cuts are needed to ensure a high probability of reaching 10% of the unexploited biomass in 10 years, assuming average recruitment. The first scenario is based on constant catch, while the second scenario is based on constant fishing mortality rate. Both are based on 50% reductions in catch or fishing mortality, respectively. The second uses CPUE to index abundance when applying the constant fishing mortality.

The first harvest control rule is based on constant catch similar to that implemented in ISC scenario 6, which reduces juvenile catch by 50%. All fisheries that catch juvenile bluefin have their catch set at 50% of the average catch from 2002-2004, by quarter. Other fisheries have their catch set at the average catch from 2010-2012.

The second harvest control rule is based on two CPUE-based indices of abundance: an index of spawning biomass based on Japanese longline CPUE, and an index of recruitment (one-year-olds) based on Japanese troll CPUE. The catch for each fishery is a harvest rate times the current index of abundance averaged and lagged appropriately (see [Table 1](#)). The index used differs by fishery, and is related to the ages selected by the fishery. An average of the index over one or more years is used to correspond to the ages caught by the

fishery. The indices and years used are given in [Table 1](#). The harvest rate is calculated as the average catch in the past three years (2010-2012) divided by the average index in the past three years, averaged and lagged appropriately. This “current” harvest rate is then multiplied by 0.5 to approximate the first harvest control rule and allow for rebuilding.

## RESULTS

The results from these analyses are preliminary. Under the first management procedure, in which the catch of juveniles is decreased by 50%, the population rebuilds rapidly ([Figure 1](#)). There is a large amount of uncertainty in the projections, which comes from both parameter estimation uncertainty and future recruitment uncertainty. Under the second management procedure, in which the catch quota is based on a harvest rate applied to CPUE data, the population initially rebuilds as rapidly as under the first management procedure, but equilibrates at a lower biomass level ([Figure 1](#)). The uncertainty in the projections is less than for the first management procedure.

The catch for the harvest rate management procedure is initially lower than for the constant-catch management procedure, but overtakes it by 2021 ([Figure 2](#)).

## 4. DISCUSSION

This research is only the beginning of the development of a management procedure for north Pacific bluefin tuna. We have shown that it is feasible to use the Stock Synthesis program as an OM for MSE, and have developed R code to communicate between the OM and the management procedure. The management procedure includes the data to be collected, the method for analyzing the data, and the harvest control rule. There is a large variety of options available for these three components and they need to be identified and tested in a full MSE. The testing will require agreement from interested parties on the performance criteria (*e.g.* total yield, variability in yield, biomass levels).

The candidate management strategies were simple obvious choices, and a more thorough evaluation of other candidates should be conducted. They could include simple empirically-based rules, like those presented here based on CPUE indices of abundance, or could be more complex model-based rules. Most, if not all, simple empirical decision rules are unable to optimize benefits from the stock: they either attempt to maintain stability, avoid adverse effects, or rebuild to pre-defined targets. The objective for management of tunas in the EPO established by the IATTC Convention is to maximize yield; therefore, decision rules that maximize yield are desirable. Below we outline a “MSY-seeking decision rule” based on the concept of surplus production.

$$if \left\{ \begin{array}{ll} \frac{I_{t+1}}{I_t} \leq \alpha_{LB} & C_t = \beta_{LB} C_{t-1} \\ \alpha_{LB} < \frac{I_{t+1}}{I_t} < \alpha_{UB} & C_t = C_{t-1} \\ \frac{I_{t+1}}{I_t} \geq \alpha_{UB} & C_t = \beta_{UB} P_{t-1} \end{array} \right.$$

where

$$P_t = B_{t+1} - B_t + C_t$$

$B_t$  is biomass at the start of year  $t$  and is equal to the index ( $I$ ) times catchability ( $q$ ).

$C_t$  is the catch in year  $t$

$\alpha_{LB} < 1, \alpha_{UB} > 1, \beta_{LB} \leq 1, \beta_{UB} \leq 1$  are the control parameters

Some advantages of this approach are that you do not need to know the production function (*i.e.* you do not need to know natural mortality or the stock-recruitment relationship, which are both typically highly uncertain), it adjusts for changes in productivity, and basing the reduction (when the index decreases) on the

catch rather than the productivity reduces the risk of stock collapse if catchability is misspecified. A non-linear relationship between the index and abundance, high variability in the index due to observation or process error, and uncertainty in the estimate of catchability would likely degrade the performance of the harvest strategy. This strategy might be good for fisheries where data are starting to be collected: for example, a tagging program could be used to estimate catchability, and a new survey used as the index. A continuing tagging program might be the basis for the index in absolute or relative terms. An estimate of catchability ( $q$ ) is required for the harvest control rule. Estimates of catchability are available from the recent [ISC stock assessments](#) of bluefin and external analyses (Maunder *et al.* 2014). The application of the harvest control rule might be complicated when there are multiple fisheries with different age-structured selectivities and when these selectivities differ from the selectivity of the index of abundance and/or the measure of surplus production. Ideally, the selectivity of the index used for both the control rule and calculating the surplus production is the same or similar to the selectivity of the fishery.

The above MSY-seeking harvest control rule has the flaw that small trends in the index will not trigger changes in catch, but may result in large changes in abundance over extended periods of time. Therefore, the change in the index might be better based on the difference from the index value associated with the last change in catch. The index may have substantial (random, since systematic error is a different issue) observation error, and using the predicted index value from a regression over several years might be more robust. The requirement to have at least three data points in the regression to avoid extreme sensitivity might be appropriate, and would have the possibly desirable attribute that catch cannot be changed two years in a row (a smoother such as a moving average might also be appropriate, and could include years before the last change to create the smoothed estimates). It might also be useful to make the change in catch when the index drops to be proportional to, but greater than, the decrease in the index.

$$if \left\{ \begin{array}{l} \frac{\hat{I}_t}{\hat{I}_{last}} \leq \alpha_{LB} \\ \alpha_{LB} < \frac{\hat{I}_t}{\hat{I}_{last}} < \alpha_{UB} \\ \frac{\hat{I}_t}{\hat{I}_{last}} \geq \alpha_{UB} \end{array} \right. \quad C_t = \begin{cases} \left[ 1 - \frac{\hat{I}_{last} - \hat{I}_t}{\hat{I}_{last}} \beta_{LB} \right] C_{t-1} \\ C_t = C_{t-1} \\ C_t = \beta_{UB} P_{t-1} \end{cases}$$

Where  $\hat{I}_t$  is the index value predicted from a linear regression on the index values, including the year of the last change ( $I_{last}$ ) to the current year ( $t$ ), with a minimum of three years (or a smoother such as a moving average).

Some suggested values for the control parameters are

$$\begin{aligned} \alpha_{LB} &= 0.9 \\ \beta_{LB} &= 1.5 \\ \alpha_{UB} &= 1.1 \\ \beta_{UB} &= 0.9 \end{aligned}$$

The ISC SAM for Pacific bluefin does not adequately fit the data, suggesting that it is not correctly structured. The OM has to be a reasonable representation of the system to be useful in MSE. Therefore, before MSE can be used for management of Pacific bluefin the SAM has to be improved. This should be the priority for Pacific bluefin. The MSE OM only represents the parameter uncertainty from the stock assessment. Additional uncertainty in parameters that are fixed in the assessment model (*e.g.* natural mortality, the stock-recruitment relationship, and growth) should also be modelled.

To fully implement the MSE, performance criteria are needed. The development of performance criteria requires input from all interested parties. A substantial amount of work is needed to fully implement a MSE for north Pacific bluefin tuna.

## ACKNOWLEDGEMENTS

John Walter and Allan Hicks contributed to the method for using Stock Synthesis as an operating model. The north Pacific bluefin stock assessment was developed by the bluefin tuna working group of the International Scientific Committee for Tuna and Tuna-like Species in the North Pacific Ocean. Discussions with Kevin Piner improved the manuscripts, and he provided the samples from the posterior distribution.

## REFERENCES–REFERENCIAS

- Aires-da-Silva, A., Maunder, M.N., Schaefer, K.M., Fuller, D.W. In press. Improved growth estimates from integrated analysis of direct aging and tag-recapture data: an illustration with bigeye tuna (*Thunnus obesus*) of the eastern Pacific Ocean with implications for management. *Fisheries Research*.
- Beverton, R.J.H., Holt, S.J. 1957. On the dynamics of exploited fish populations. *Fish. Invest., II. Sea Fish* 19, 533.
- Butterworth D.S., Punt A.E. 1999. Experiences in the evaluation and implementation of management procedures. *ICES Journal of Marine Science* 56:985–998
- Butterworth D.S., Cochrane K.L., De Oliveira J.A.A. 1997. Management procedures: a better way to manage fisheries? The South African experience. In: Pikitch EL, Huppert DD, Sissenwine MP (eds) *Global Trends: Fisheries Management*. American Fisheries Society Symposium 20, Bethesda, pp 83–90
- Conn, P.B., Williams, E.H., Shertzer, K.W. 2010. When can we reliably estimate the productivity of fish stocks? *Can. J. Fish. Aquat. Sci.* 67, 511–523.
- de la Mare WK (1986) Simulation studies on management procedures. *Reports of the International Whaling Commission* 36: 429–450
- De Oliveira, J.A.A., Butterworth D.S., Johnston S.J. 1998. Progress and problems in the application of management procedures to South Africa's major fisheries. In: Funk F, Quinn II TJ, Heifetz J, Ianelli JN, Powers JE, Schweigert JJ, Sullivan PJ, Zhang CI (eds) *Fishery Stock Assessment Models*. Alaska Sea Grant College Program Report No. AK-SG-98-01, University of Alaska Fairbanks, pp 513–530
- Deriso, R.B. 1980. Harvesting strategies and parameter estimation for an age-structured model. *Can. J. Fish. Aquat. Sci.* 37(2): 268–282.
- Gilbert, D. J. 1997. Towards a new recruitment paradigm for fish stocks. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences*, 54: 969–977.
- Gunderson, D.R. 1997. Trade-off between reproductive effort and adult survival in oviparous and viviparous fishes. *Can. J. Aquat. Sci.* 54, 990–998.
- Hilborn, R., Walters, C.J. 1992. *Quantitative Fisheries Stock Assessment: Choice, Dynamics and Uncertainty*. Chapman and Hall, New York, 570 pp.
- Hoenig, J.M. 1983. Empirical use of longevity data to estimate total mortality rates. *Fish. Bull.* 82, 898–903.
- Jensen, A.L. 1996. Beverton and Holt life history invariants result from optimal tradeoff of reproduction and survival. *Can. J. Fish. Aquat. Sci.* 53, 820–822.
- Kolody, D., Polacheck, T., Basson, M., and Davies, C. 2008. Salvaged pearls: lessons learned from a floundering attempt to develop a management procedure for Southern Bluefin Tuna. *Fisheries Research* 94 (2008) 339–350.
- Lee, H-H, Maunder, M.N., Piner, K.R., and Methot, R.D. 2011. Estimating natural mortality within a fisheries stock assessment model: an evaluation using simulation analysis based on twelve stock assessments. *Fisheries Research*, 109: 89–94.
- Lee, H-H., Maunder, M.N., Piner, K.R., and Methot, R.D. 2012. Can steepness of the stock-recruitment relationship be estimated in fishery stock assessment models? *Fisheries Research* 125-126: 254-261.
- Magnusson, A., Hilborn, R. 2007. What makes fisheries data informative? *Fish and Fisheries*. 8, 337–358.
- Maunder, M.N. 2003. Paradigm shifts in fisheries stock assessment: from integrated analysis to Bayesian

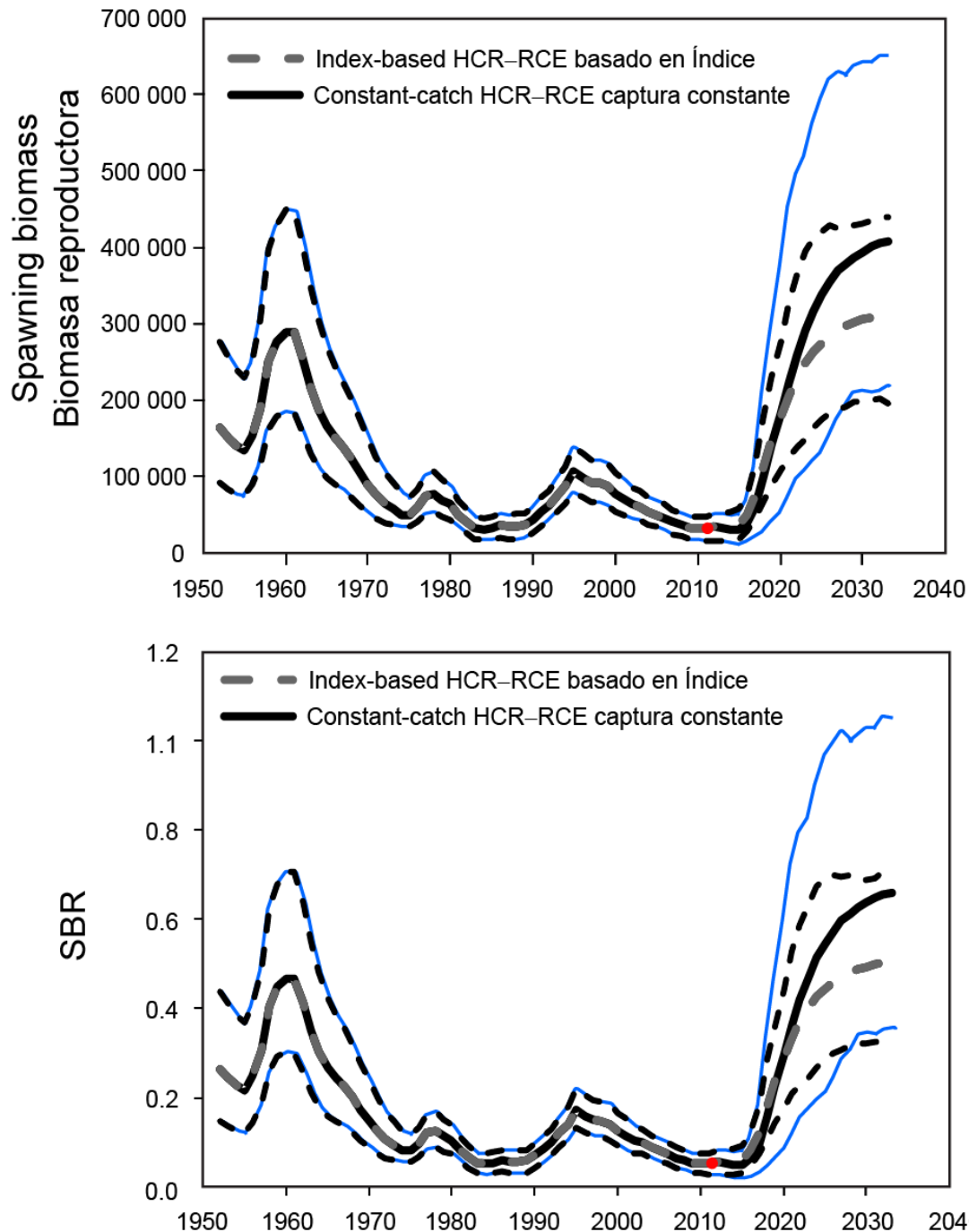
- analysis and back again. *Natural Resource Modeling*, 16(4): 465-475.
- Maunder M.N. 2012. Evaluating the stock-recruitment relationship and management reference points: Application to summer flounder (*Paralichthys dentatus*) in the U.S. mid-Atlantic. *Fisheries Research*, 125-126: 20-26.
- Maunder, M.N. and Piner, K.R. 2014. Contemporary fisheries stock assessment: many issues still remain. *ICES Journal of marine Science* doi: 10.1093/icesjms/fsu015
- Maunder, M.N. and Punt A.E. 2013. A review of integrated analysis in fisheries stock assessment. *Fisheries Research* 142: 61- 74.
- Maunder, M.N. and Wong, R.A. 2011. Approaches for estimating natural mortality: Application to summer flounder (*Paralichthys dentatus*) in the U.S. mid-Atlantic. *Fisheries Research* 111, 92- 99.
- Maunder, M.N., Schnute, J.T., Ianelli, J. 2009. Computers in fisheries population dynamics. In: Megrey, B.A., Moksness, E. (Eds.), *Computers in Fisheries Research*. Springer, pp. 337-372.
- Methot, R. D., and Wetzel, C. 2013. Stock Synthesis: a biological and statistical framework for fish stock assessment 557 and fishery management. *Fisheries Research*, 142: 86-99.
- Pauly, D. 1980. On the interrelationships between natural mortality, growth parameters, and mean environmental temperature in 175 stocks. *J. Cons. Int. Explor. Mer.* 39, 175-192.
- Polacheck, T. Klaer, N. L., Millar, C., and Preece, A. L. 1999. An initial evaluation of management strategies for the southern bluefin tuna fishery. *ICES Journal of Marine Science*, 56: 811-826.
- Quinn II, T.J., Deriso, R.B. 1999. *Quantitative Fish Dynamics*. Oxford University Press, New York, 560 pp.
- Ricker, W.E. 1954. Stock and recruitment. *J. Fish. Res. Board Can.* 11, 559-623.
- Schnute, J. 1985. A general theory for the analysis of catch and effort data. *Can. J. Fish. Aquat. Sci.* 42(3): 414-429.
- Schnute, J.T., Maunder, M.N., and Ianelli, J.N. 2007. Designing tools to evaluate fishery management strategies: can the scientific community deliver? *ICES Journal of Marine Science*, 64: 1077-1084.
- Smith A.D.M., Sainsbury K.J., Stevens RA. 1999. Implementing effective fisheries-management systems: management strategy evaluation and the Australian partnership approach. *ICES Journal of Marine Science* 56:967-979



**TABLE 1.** Indices and lags used in the management procedure (LL: longline; LTL: troll)

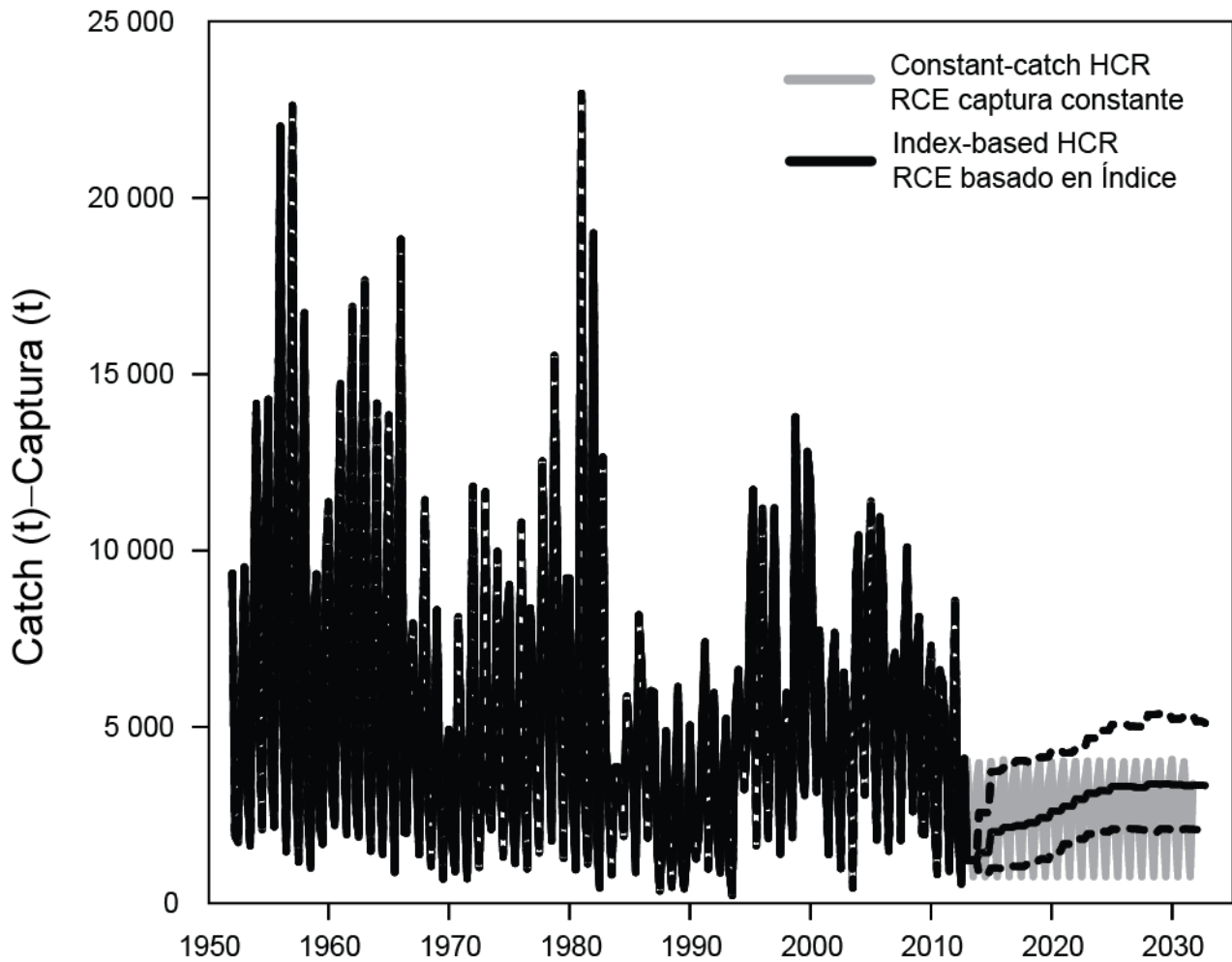
**TABLA 1.** Indices y retrasos usados en el procedimiento de ordenación (LL: longline; LTL: curricán)

<b>Fishery Pesquería</b>	<b>Main ages selected Edades principales seleccionadas</b>	<b>Index used Índice usado</b>	<b>Lags used Retrasos usados</b>
1	Spawners- Reproductores	LL	-1
2		LTL	-1
3	3 to/a 6	LL	-2 to/a -5
4	2 to/a 6	LL	-1 to/a -5
5	1	LTL	-1
6	1	LTL	-1
7	1 to/a 3	LTL	-1 to/a -2
8	1 to/a 3	LTL	-1 to/a -2
9	1 to/a 2	LTL	-1
10	1 to/a 4	LTL	-1 to/a -3
11	Spawners- Reproductores	LL	-1
12	2 to/a 3	LTL	-1 to/a -2
13	2 to/a 3	LTL	-1 to/a -2
14	1+	LL	-1



**FIGURE 1.** Spawning biomass (top panel) and spawning biomass ratio (SBR; spawning biomass divided by virgin spawning biomass) (bottom panel) of Pacific bluefin tuna from the MSE, using two harvest control rules: 50% reduction in juvenile catch (constant-catch HCR), and CPUE index-based constant harvest rate (index-based HCR). The thin lines represent the 95% credibility intervals.

**FIGURA 1.** Biomasa reproductora (panel superior) y cociente de biomasa reproductora (SBR; biomasa reproductora dividida por biomasa reproductora virgen) (panel inferior) de atún aleta azul del Pacífico de la MSE, usando dos reglas de control de extracción: reducción de 50% de la captura de juveniles (RCE captura constante), y tasa constante de extracción basada en índice de CPUE (RCE basado en índice). Las líneas delgadas representan los intervalos de credibilidad de 95%.



**FIGURE 2.** Catch of Pacific bluefin tuna from the MSE, using two harvest control rules: 50% reduction in juvenile catch (constant-catch HCR), and CPUE index-based constant harvest rate (index-based HCR). The dashed lines represent the 95% credibility intervals for the index-based HCR.

**FIGURA 2.** Captura de atún aleta azul del Pacífico de la MSE, usando dos reglas de control de extracción: reducción de 50% de la captura de juveniles (RCE captura constante), y tasa constante de extracción basada en índice de CPUE (RCE basado en índice). Las líneas delgadas representan los intervalos de credibilidad de 95% del RCE basado en índice.

# IMPLEMENTACIÓN DE EVALUACIONES DE ESTRATEGIA DE ORDENACIÓN (MSE) EN *STOCK SYNTHESIS*: APLICACIÓN AL ATÚN ALETA AZUL DEL PACÍFICO

Mark N. Maunder

## RESUMEN

Se describe un procedimiento para realizar una evaluación de estrategia de ordenación (*management strategy evaluation*, MSE) usando el programa general de evaluación de poblaciones *Stock Synthesis* (SS) como modelo operativo. Se usan muestras de la distribución posterior de una aplicación bayesiana de SS usando MCMC (*Markov Chain Monte Carlo*) para representar los posibles estados de naturaleza, tomando en cuenta la incertidumbre en los parámetros usados en los modelos típicos de evaluación de poblaciones. Se usa el procedimiento de *bootstrap* integrado en SS para generar observaciones aleatorias para incluir la incertidumbre en las observaciones en los datos futuros usados en la regla de control de extracción. Se incluye el error de proceso mediante la extensión del periodo de “estimación” de la evaluación de la población usado para crear el modelo operativo para incluir el periodo durante el cual se realizará la MSE. Se pueden aplicar probabilidades *a priori* a parámetros del modelo que son normalmente fijos (por ejemplo, mortalidad natural), y estimar los parámetros para representar la incertidumbre con mayor exactitud. Se desarrolla código R para comunicar entre el modelo operativo basado en SS y el procedimiento de ordenación que se está evaluando. La ventaja de usar SS es que ya existen para muchas poblaciones evaluaciones que usan SS, y éstas pueden ser convertidas fácilmente en modelos operativos basados en SS para realizar una MSE. Se aplica el procedimiento al atún aleta azul del Pacífico con base en la [evaluación de la población](#) realizada por el Comité Científico Internacional para los Atunes y Especies Afines en el Océano Pacífico Norte (ISC), que fue realizado en SS. Se compara el procedimiento de ordenación, que consiste en sencillas tasas de extracción aplicadas a dos índices de abundancia basados en CPUE, una para reproductores y una para reclutas, con un sencillo procedimiento de ordenación basado en captura similar a aquel evaluado por el grupo de trabajo del ISC sobre el atún aleta azul del Pacífico.

## 1. INTRODUCCIÓN

La ordenación contemporánea de poblaciones importantes de peces sigue generalmente una de dos avenidas divergentes. La primera, la más tradicional, consiste en realizar una evaluación de la población (Hilborn y Walters 1992; Quinn y Deriso 1999; Maunder y Punt 2013) a fin de llegar a las mejores estimaciones de la abundancia y productividad de la población, y usarlas para brindar asesoramiento de ordenación (por ejemplo, comparar estimaciones de la biomasa y mortalidad por pesca ( $F$ ) actuales con puntos de referencia basados en RMS). La segunda consiste en realizar una evaluación de estrategia de ordenación (*management strategy evaluation*, MSE) a fin de identificar un procedimiento de ordenación apropiado para aplicar a la población (de la Mare 1986; Butterworth *et al.* 1997; De Oliveira *et al.* 1998; Butterworth y Punt 1999; Smith *et al.* 1999). Estos enfoques tienen algunos aspectos en común, pero sus filosofías son sustancialmente diferentes. Una diferencia principal es que MSE toma la incertidumbre en consideración explícitamente y procura identificar procedimientos de ordenación que son robustos a la incertidumbre. Las evaluaciones de poblaciones generalmente presentan incertidumbre (por ejemplo, intervalos de confianza en parámetros y cantidades de interés, y análisis de sensibilidad a valores inciertos de parámetros fijos o estructura del modelo), pero dejan que los que toman las decisiones decidan si tomar la incertidumbre en consideración al determinar los niveles anuales de captura. Una MSE exige la definición de un procedimiento completo de ordenación, incluyendo los datos recolectados, el método usado para analizar los datos, y la regla de control de extracción (Schnute *et al.* 2007). Se evalúan entonces múltiples procedimientos de ordenación con base en criterios de desempeño predefinidos bajo diferentes estados de naturaleza que representan la incertidumbre en el entendimiento del sistema.

Los estados de naturaleza son representados típicamente por un modelo operativo (modelo operativo), que es esencialmente un modelo de evaluación de población (MEP) (es decir, un modelo de dinámica

poblacional que representa la dinámica de la población y la pesquería). Diferentes valores de los parámetros y, quizás, diferentes estructuras del modelo representan los diferentes estados de naturaleza posibles. Los estados de naturaleza usados determinarán en parte cuáles estrategias de ordenación funcionan mejor. Es por lo tanto importante que los estados de naturaleza sean seleccionados con cuidado y que se eviten estados de naturaleza no realistas. Un enfoque razonable es condicionar los estados de naturaleza en los datos disponibles. Esto esencialmente significa ajustar el modelo operativo a los datos al igual que para un MEP. Una complicación es que un modelo operativo es típicamente más complejo que un MEP (o sea, modela más procesos y/o estima más parámetros), y ajustarlo a datos frecuentemente resulta en problemas de convergencia y los parámetros no pueden ser estimados. Estos problemas de estimación pueden a menudo ser resueltos si se aplican probabilidades *a priori* a los parámetros o si se ejecutan ajustes separados del modelo con distintos valores de los parámetros. Dos parámetros del modelo que son difíciles de estimar con datos de pesca típicos son la mortalidad natural ( $M$ ) (Lee *et al.* 2011; Maunder y Wong 2011) y la inclinación ( $h$ ) de la relación población-reclutamiento (Lee *et al.* 2012; Maunder 2012; Magnusson y Hilborn 2007; Conn *et al.* 2010). Estimar el crecimiento es asimismo problemático en los modelos para los atunes debido a la carencia de datos de edad y la influencia de la interacción entre los datos de crecimiento y de composición por talla sobre las estimaciones de abundancia absoluta (Maunder y Piner 2014; Aires da Silva *et al.* en prensa). Podría tal vez ser posible poner probabilidades *a priori* en la mortalidad natural y el crecimiento de datos externos para la población in cuestión, poblaciones o especies relacionadas, o correlaciones con parámetros del ciclo vital (Pauly 1980; Jensen 1996; Gunderson 1997; Hoenig 1983). Sin embargo, la inclinación de la relación población-reclutamiento es más problemática. Existen varios meta-análisis que pueden ser usados para crear probabilidades *a priori* para la inclinación, pero su validez es cuestionable (Gilbert 1997; Maunder 2012; Maunder y Piner 2014). Aun si se pudiera construir una probabilidad *a priori* razonable para la inclinación, el sesgo inherente en la estimación de la inclinación (Lee *et al.* 2012; Maunder 2012; Conn *et al.* 2010) podría todavía producir resultados sesgados. Podría por lo tanto ser apropiado ejecutar varios modelos con valores alternativos de inclinación y las ponderaciones aplicadas a cada valor basadas solamente en la probabilidad *a priori* (es decir, no permitir que los datos afecten la ponderación de la inclinación).

La similitud entre un modelo operativo condicionado en datos para representar los estados de naturaleza en una MSE y un MEP significa que el desarrollo inicial de una MSE para una población evaluada de la manera tradicional es relativamente sencillo, y es facilitado por el uso de un programa general de evaluación de poblaciones como *Stock Synthesis* (Methot y Wetzel 2013). Esos programas generales incluyen muchas opciones relativas a la estructura y parametrización del modelo, y a menudo permiten la inclusión de probabilidades *a priori*. Estas características pueden ser usadas para representar más plenamente la incertidumbre en los estados de naturaleza.

Desarrollar los estados de naturaleza requiere estimaciones de la incertidumbre de los parámetros y del modelo. Hay varias formas de estimar la incertidumbre en los modelos de evaluación de poblaciones (aproximación normal, verosimilitud de perfil, *bootstrap*, MCMC bayesiano) y varían en sus demandas computacionales (Maunder *et al.* 2009). La aproximación normal es usualmente el método menos exigente del punto de vista computacional, pero produce estimaciones simétricas que podrían no describir la incertidumbre adecuadamente. La verosimilitud de perfil requiere que la función objetivo sea optimizada al orden de decenas de veces, pero necesita ser repetida para cada cantidad para la cual se esté estimando la incertidumbre. *Bootstrap* requiere que la función objetivo sea optimizada al orden de centenares de veces, pero estima la incertidumbre para todas las for all cantidades simultáneamente. MCMC requiere que la función objetivo sea calculada (no optimizada) al orden de millones de veces, pero también estima the incertidumbre para todas las cantidades simultáneamente. Los métodos bayesianos son los únicos que producen estimaciones de la incertidumbre como verdaderas declaraciones de probabilidad, pero (ver análisis en Punt y Hilborn 1997) requiere probabilidades *a priori* para todos los parámetros del modelo, incluidos aquellos para los cuales no se cuente con información de probabilidad *a priori* basada en datos. Las probabilidades *a priori*, incluidas aquellas que representan carencia de información, podrían influir sobre los resultados. El enfoque bayesiano, a pesar de los problemas relacionados con las probabilidades *a*

*priori* y la integración de parámetros (Maunder 2003), demandas computacionales, y problemas de convergencia, es probablemente el enfoque más adecuado para desarrollar los estados de naturaleza porque estima la probabilidad directamente, permite la inclusión de probabilidades *a priori*, y estima la incertidumbre para todos los parámetros y su correlación simultáneamente.

La incertidumbre del modelo podría asimismo ser un componente importante del desarrollo de estados de naturaleza. Por ejemplo, podría no ser claro si el modelo población-reclutamiento de Ricker (1954) o de Beverton-Holt (1957) es más apropiado. En caso posible, es conveniente traducir la incertidumbre de modelo en incertidumbre de parámetro mediante una reparametrización del modelo. Por ejemplo, el modelo población-reclutamiento de Deriso-Schnute (Deriso 1980; Schnute 1985) puede ser usado para representar tanto el modelo de Ricker como el de Beverton-Holt (y modelos intermedios) con un parámetro adicional. De otra manera, serán necesarios métodos adicionales para incluir la incertidumbre del modelo. Por ejemplo, se puede usar MCMC con salto reversible en un contexto bayesiano, pero es complejo y todavía no ha sido implementado en modelos generales o en *AD Model Builder* (ADMB). Se podrían realizar análisis MCMC diferentes y combinarlos con base en la probabilidad *a priori* para cada estructura del modelo en combinación con las pruebas basadas en datos. Es posible que se necesite modificar éstos para tratar el sesgo por estimación, tal como se comentó anteriormente en relación con la inclinación de la relación población-reclutamiento.

El atún aleta azul del Pacífico (PBF) es una población que es motivo de preocupación considerable. La evaluación actual del ISC de la población estima que cualquier punto de referencia límite razonable basado en biomasa y mortalidad por pesca ya ha sido rebasado. Se estima que la biomasa ha estado en niveles muy bajos desde hace décadas. Desgraciadamente, el MEP no se ajusta a los datos adecuadamente. No obstante, se probó un gran número de configuraciones del modelo, y todos produjeron resultados similares, lo cual indica que es necesaria urgentemente acción de ordenación. Las proyecciones bajo distintos escenarios de ordenación sugieren que podría ser necesario reducir la captura hasta un 50% para producir tasas de recuperación razonables. El aleta azul del aleta azul del Pacífico es un candidato ideal para MSE, es necesario más trabajo para mejorar el MEP antes de poder usarlo como modelo operativo fiable para una MSE. El atún aleta azul del sur (SBT) ya ha sido sometido a un MSE (Polacheck *et al.* 1999; Kolody *et al.* 2008) y la experiencia ganada con esa población puede ser usada para guiar un MSE para el aleta azul del Pacífico.

En la presente desarrollamos una MSE inicial para el aleta azul del Pacífico, usando el MEP basado en SS del ISC como modelo operativo. El análisis no es de ninguna manera una MSE final por usar para gestionar esta población. Es solamente el primer paso en el proceso, y se espera que promueva un esfuerzo colaborativo entre todas las partes interesadas para desarrollar una MSE completa que, si resulta ser apropiada, puede ser usada para brindar asesoramiento de ordenación.

## 2. MÉTODOS

Se usa *Stock Synthesis* (Methot y Wetzel 2013) como modelo operativo para desarrollar los posibles estados de naturaleza para probar el procedimiento de ordenación. Se elabora un modelo bayesiano de evaluación de población en *Stock Synthesis* para permitir condicionar el modelo operativo a los datos disponibles. Se desarrolla código externo escrito en R para comunicar entre el modelo operativo, el modelo de evaluación, y la regla de extracción, y para iterar entre los estados alternativos de naturaleza. Esto permite una flexibilidad máxima en el modelo de evaluación y regla de extracción. Se usa el marco bayesiano para el modelo operativo porque permite la inclusión de múltiples fuentes de incertidumbre (es decir, parámetros que normalmente son fijos pueden ser estimados añadiendo probabilidades *a priori* para asegurar convergencia, pero al mismo tiempo tomar en cuenta incertidumbre en el parámetro). Se extiende el periodo de la « estimación » del modelo para incluir el periodo de proyección a lo largo del cual se evalúan los procedimientos de ordenación a fin de facilitar la inclusión de errores de proceso y de observación.

El algoritmo usado para realizar la MSE usando SS es:

1. Determinar estados de naturaleza. Ejecutar la evaluación de la población de SS en modo MCMC para generar los estados de naturaleza:
  - a. Extender el plazo modelado para incluir el periodo para el cual se realizará la MSE en archivos .dat y .ctl.
  - b. Añadir capturas nulas para todas las pesquerías para el periodo de  $N$  años para el cual se realizará la MSE. Apagar el pronóstico (*forecast*) y fijar años predichos en cero.
  - c. Modificar el archivo de control para que la corrección de sesgos sea 1 para todos los años. Cinco líneas: `endNoBias,startFullBias,endFullBias,startNoBias,maxBiasAdj` (esto podría ya ser automático cuando se ejecuta SS en modo MCMC).
  - d. Hacer las capturabilidades del índice de abundancia parámetros estimables (no estimados analíticamente) para que el MCMC tome muestras de los parámetros de capturabilidad.
  - e. Hacer las desviaciones del reclutamiento no `dev_var_vector` (o sea, no sumar a cero).
  - f. Ejecutar el modelo usando la opción `mcsave` de MCMC. Por ejemplo, `SS -mcmc 1000000 -mcsave 1000` (se puede también usar la opción `-noest` si el modelo ya fue ejecutado con el hessiano estimado).
  - g. Ejecutar el modelo usando la opción `mceval` de MCMC opción. Por ejemplo, `SS -mceval`.
  - h. Las muestras retiradas de la distribución posterior de los parámetros estimados estarán en el archivo `posteriors.sso`.
2. Evaluar la regla de extracción con distintos estados de naturaleza:
  - a. Tomar una muestra de los parámetros de la distribución posterior e insertarlos en el archivo `par`. Esto requerirá emparejar los parámetros en cada archivo, ya que `posteriors.sso` contiene solamente los parámetros estimados y el archivo `par` contiene todos los parámetros.
  - b. Cambiar el archivo iniciador para iniciar los parámetros del modelo del archivo `par` y no estimar los parámetros:
    - iii. `1 # 0` = usar valores `init` en el archivo de control; `1` = usar `ss3.par`.
    - iv. `0 #` Apagar estimación de parámetros que ingresen después de esta fase.
  - c. Insertar datos ficticios donde quiera que el modelo simule datos (incluyendo años futuros). No haga esto en la etapa MCMC anterior, porque influirá en las estimaciones de los parámetros al crear la distribución posterior.
  - d. Añadir un *bootstrap* de datos en el archivo iniciador:
    - ii. `3 #` Número de archivos de datos por producir: primero es insumo, segundo es estimaciones sin error, tercero y mayores son *bootstrap*.
  - e. Ejecutar el modelo usando la opción de línea de mandos `-nohess`.
  - f. Tomar los datos observados históricos (o los datos simulados para este periodo) y añadir los datos simulados para los años futuros, en caso apropiado (de `data.ss_new`), realizar la evaluación, y aplicar la regla de control para determinar la cuota. Tome solamente el punto de datos nuevamente creado cada año del archivo `data.ss_new` porque todos los puntos de datos, incluyendo los que ya fueron usados en la regla de decisión de años previos, son generados aleatoriamente. Asegúrese que tome el valor del tercer conjunto de datos, que es el que es generado aleatoriamente. Si usa las capturas del año previo en la regla de decisión (por ejemplo, si el modelo de evaluación para su regla de decisión se basa en un modelo de producción excedente), asegúrese que use la captura de SS y no de la cuota asignada previamente porque, si la cuota es demasiado alta, el nivel de  $F$

máxima en SS podría causar que la captura usada en SS sea menos que la cuota.

- g. Insertar la cuota calculada por la regla de decisión en el archivo de datos SS como la captura para el año apropiado.
- h. Repetir e-g para cada año de la MSE.
- i. Almacenar la información apropiada de los archivos producidos por SS (por ejemplo, biomasa final, captura media).
- j. Repetir a-i para cada muestra de la distribución posterior.

### 3. APLICACIÓN AL ATÚN ALETA AZUL DEL PACÍFICO

Desarrollamos una MSE inicial par el aleta azul del Pacífico, usando el MEP basado en SS del ISC como modelo operativo. La regla de control de extracción (RCE) se basa en los resultados de proyecciones a futuro realizadas por el ISC, que predicen que la población no crecerá bajo el escenario de reclutamiento bajo (lo cual es consistente las estimaciones del reclutamiento reciente), a menos que se reduzcan las capturas de juveniles en un 25 a 50%. Son necesarias reducciones similares para asegurar una alta probabilidad de alcanzar el 10% de la biomasa no explotada en 10 años, suponiendo un reclutamiento promedio. El primer escenario se basa en captura constante, mientras que el segundo se basa en una tasa constante de mortalidad por pesca. Ambos se basan en reducciones de 50% de la captura o mortalidad por pesca, respectivamente. El segundo usa CPUE para indizar la abundancia al aplicar la mortalidad por pesca constante.

La primera regla de control de extracción se basa en captura constante, similar a aquella implementada en el escenario 6 del ISC, que reduce la captura juvenil un 50%. Para todas las pesquerías que capturan aleta azul juvenil se fija la captura en el 50% de la captura media de 2002-2004, por trimestre. Para las otras pesquerías se fija la captura en la captura media de 2010-2012.

La segunda regla de control de extracción se basa en dos índices de abundancia basados en CPUE: un índice de biomasa reproductora basado en la CPUE palangrera japonesa, y un índice de reclutamiento (de peces de un año de edad) basado en la CPUE curricanera japonesa. La captura de cada pesquería es una tasa de extracción multiplicada por el índice de abundancia actual, promediado y retrasado apropiadamente ([Tabla 1](#)). El índice usado varía por pesquería, y está relacionado con las edades seleccionadas por la pesquería. Se usa un promedio de los índice de durante un año o más para corresponder con las edades capturadas por la pesquería. En la [Tabla 1](#) se presentan los índices y años usados. Se calcula la tasa de extracción como la captura media en los tres años previos (2010-2012) dividida por el índice medio en los tres años previos, promediado y retrasado apropiadamente. Esta tasa de extracción « actual » es entonces multiplicada por 0.5 para aproximar la primera regla de control de extracción y permitir recuperación.

### RESULTADOS

Los resultados de estos análisis son preliminares. Bajo el primer procedimiento de ordenación, en el que se reduce la captura de juveniles un 50%, la población se recupera rápidamente ([Figura 1](#)). Las proyecciones contienen una gran cantidad de incertidumbre, que proviene de incertidumbre en la estimación de los parámetros e incertidumbre acerca del reclutamiento futuro. Bajo el segundo procedimiento de ordenación, en el que la cuota de captura se basa en una tasa de extracción aplicada a datos de CPUE, la población se recupera inicialmente igual de rápido que bajo el primer procedimiento de ordenación, pero se equilibra en un nivel de biomasa más bajo ([Figura 1](#)). La incertidumbre en las proyecciones es menor que en el primer procedimiento de ordenación.

La captura con el procedimiento de ordenación de tasa de extracción es inicialmente más baja que con el procedimiento de ordenación de captura constante, pero la rebasa en 2021 ([Figura 2](#)).

### 4. DISCUSIÓN

Esta investigación es solamente el principio del desarrollo de un procedimiento de ordenación para el atún



aleta azul del Pacífico norte. Hemos demostrado que es factible usar el programa *Stock Synthesis* como modelo operativo para usa MSE, y hemos desarrollado código R para comunicar entre el modelo operativo y el procedimiento de ordenación. El procedimiento de ordenación incluye los datos por recolectar, el método para analizar los datos, y la regla de control de extracción . Existe una gran variedad de opciones para estos tres componentes y necesitan ser identificados y probados en una MSE completa. Las pruebas precisarán un acuerdo entre las partes interesadas con respecto a los criterios de desempeño (por ejemplo, rendimiento total, variabilidad del rendimiento, niveles de biomasa).

Los candidatos de estrategia de ordenación fueron las selecciones obvias sencillas, y se debería realizar una evaluación mas exhaustiva de los otros candidatos. El objetivo para la ordenación de los atunes en el OPO establecido por la Convención de la CIAT es maximizar el rendimiento; por lo tanto, reglas de decisión que maximicen el rendimiento son deseables. A continuación describimos una « regla de decisión buscadora de RMS » basada en el concepto de producción excedente.

$$if \left\{ \begin{array}{ll} \frac{I_{t+1}}{I_t} \leq \alpha_{LB} & C_t = \beta_{LB} C_{t-1} \\ \alpha_{LB} < \frac{I_{t+1}}{I_t} < \alpha_{UB} & C_t = C_{t-1} \\ \frac{I_{t+1}}{I_t} \geq \alpha_{UB} & C_t = \beta_{UB} P_{t-1} \end{array} \right.$$

donde

$$P_t = B_{t+1} - B_t + C_t$$

$B_t$  es la biomasa al principio de año  $t$  y es igual al índice ( $I$ ) multiplicado por la captura en el año  $t$

$\alpha_{LB} < 1$ ,  $\alpha_{UB} > 1$ ,  $\beta_{LB} \leq 1$ ,  $\beta_{UB} \leq 1$  son los parámetros de control

Algunas ventajas de este enfoque son que no es necesario saber la función de producción (o sea, no es necesario saber la mortalidad natural o la relación población-reclutamiento, ambas típicamente altamente inciertas), se ajusta por cambios en productividad, y basar la reducción (cuando el índice disminuye) en la captura en lugar de la productividad reduce el riesgo de colapso de la población si se especifica erróneamente la capturabilidad. Una relación no lineal entre el índice y la abundancia, una alta variabilidad en el índice debida a error de observación o proceso, e incertidumbre en la estimacion de capturabilidad degradaría probablemente el desempeño de la estrategia de extracción. Esta estrategia podría ser buena para las pesquerías en las que se está comenzando a recolectar datos: por ejemplo, se podría usar un programa de marcado para estimar la capturabilidad, y usar un nuevo estudio como el índice. Un programa de marcado continuado podría formar la base para el índice en términos absolutos o relativos. Se requiere una estimacion de capturabilidad ( $q$ ) para la regla de control de extracción. Se dispone de estimaciones de capturabilidad de las [evaluaciones recientes del ISC](#) del aleta azul y análisis externos (Maunder *et al.* 2014). La aplicación de regla de control de extracción podría verse complicada cuando existan múltiples pesquerías con distintas selectividades por edad y cuando estas selectividades sean diferentes de la selectividad del índice de abundancia y/o la medida de producción excedente. Idealmente, la selectividad del índice usado para la regla de control y para calcular la producción excedente es igual o similar a la selectividad de la pesquería.

Esta regla de control de extracción buscadora de RMS tiene el defecto que pequeñas tendencias en el índice no ocasionarán cambios en la captura, pero podrían resultar en cambios grandes en la abundancia a lo largo de periodos de tiempo extendidos. Por lo tanto, podría ser mejor basar el cambio en el índice pmen la diferencia del valor del índice asociado al último cambio en la captura. El índice podría contener un error de observación sustancial (aleatorio, ya que error sistemático es un problema diferente), y usar el valor del índice predicho de una regresión en varios años podría ser más robusto. El requisito de contar con al menos tres puntos de datos en la regresión a fin de evitar una sensibilidad extrema podría ser apropiado, y tendría

el atributo, posiblemente deseable, que la captura no puede ser cambiada dos años seguidos (un suavizador como un promedio móvil podría ser asimismo apropiado, y podría incluir años anteriores al último cambio para crear las estimaciones suavizadas). Podría también ser útil efectuar el cambio en la captura cuando el índice disminuye hasta llegar a ser proporcional a, pero mayor que, la disminución del índice.

$$if \begin{cases} \frac{\hat{I}_t}{\hat{I}_{last}} \leq \alpha_{LB} & C_t = \left[ 1 - \frac{\hat{I}_{last} - \hat{I}_t}{\hat{I}_{last}} \beta_{LB} \right] C_{t-1} \\ \alpha_{LB} < \frac{\hat{I}_t}{\hat{I}_{last}} < \alpha_{UB} & C_t = C_{t-1} \\ \frac{\hat{I}_t}{\hat{I}_{last}} \geq \alpha_{UB} & C_t = \beta_{UB} P_{t-1} \end{cases}$$

donde  $\hat{I}_t$  es el valor del índice predicho de una regresión lineal en el índice de valores, incluyendo el año del último cambio ( $I_{last}$ ) al año actual ( $t$ ), con un mínimo de tres años (o un suavizador como un promedio móvil).

Algunos valores sugeridos para los parámetros de control son:

$$\begin{aligned} \alpha_{LB} &= 0.9 \\ \beta_{LB} &= 1.5 \\ \alpha_{UB} &= 1.1 \\ \beta_{UB} &= 0.9 \end{aligned}$$

El MEP del ISC para el aleta azul del Pacífico no se ajusta adecuadamente a los datos, lo cual sugiere que está correctamente estructurado. El modelo operativo necesita ser una representación razonable del sistema para ser útil en una MSE. Por lo tanto, antes de poder usar MSE para la ordenación del aleta azul del Pacífico, el MEP necesita ser mejorado. Esto debería ser la prioridad para el aleta azul del Pacífico. El modelo operativo de la MSE representa solamente la incertidumbre de los parámetros de la evaluación de la población. Se debería modelar también la incertidumbre adicional en los parámetros que son fijos en el modelo de evaluación (por ejemplo, mortalidad natural, la relación población-reclutamiento, y crecimiento).

Para poder implementar plenamente la MSE, son necesarios criterios de desempeño. El desarrollo de criterios de desempeño requiere aportes de todas las partes interesadas. Es necesaria una cantidad sustancial de trabajo para implementar plenamente una MSE para el atún aleta azul del Pacífico norte.

## RECONOCIMIENTOS

John Walter y Allan Hicks contribuyeron al método para usar *Stock Synthesis* como modelo operativo. La evaluación de la población del aleta azul del Pacífico norte fue desarrollada por el grupo de trabajo sobre el atún aleta azul del Comité Científico Internacional para los Atunes y Especies Afines en el Océano Pacífico norte. Discusiones con Kevin Piner mejoraron los manuscritos, y él proporcionó las muestras de la distribución posterior.