



Jumlah dan Tipe Data Mempengaruhi Akurasi Pendugaan Parameter Surplus Produksi

Total Number and Type of Data Affect Surplus Production Parameter Estimation

Abdullah Habibi¹, Suradi Wijaya Saputra¹

¹ Yayasan Reef Check Indonesia, Denpasar, Bali, Indonesia 80234

² Fakultas Perikanan dan Ilmu Kelautan, Universitas Diponegoro, Semarang, Jawa Tengah, Indonesia 50275

Info Artikel:

Diterima: 31 Oktober 2022

Revisi: 30 November 2022

Disetujui: 15 Februari 2023

Dipublikasi: 11 April 2023

Keyword:

Surplus Produksi, Model Dinamik Biomassa, Tipe Data Menurun, Tipe Data dengan Kontras yang Baik, Pendugaan Parameter

ABSTRAK. Surplus produksi dengan metode non-ekuilibrium yang dilengkapi dengan kesalahan pengamatan banyak direkomendasikan penggunaannya untuk pendugaan stok ikan. Metode ini memiliki akurasi yang lebih baik karena memperhitungkan adanya kesalahan pengamatan yang terjadi antara indeks kelimpahan dan biomassa sehingga menghasilkan nilai dugaan parameter surplus produksi yang lebih akurat. Penggunaan metode ini mensyaratkan ketersediaan data runtun waktu yang cukup dan kontras yang baik untuk dapat menghasilkan analisa yang akurat. Dua hal penting tersebut tidak selalu tersedia pada banyak perikanan di dunia, termasuk juga perangkat lunak yang membantu untuk melakukan analisis dengan mempertimbangkan data yang tidak sesuai dengan syarat tersebut. Kekurangan ini berpotensi menghasilkan analisis yang jauh dari akurasi yang diharapkan dan berdampak pada keberlanjutan sumberdaya maupun pendapatan ekonomi dari pihak yang menggantungkan hidupnya dari perikanan. Paper ini bertujuan untuk mengkaji penggunaan metode surplus produksi pada jumlah dan tipe data yang berbeda untuk kemudian melihat akurasi hasilnya, menggunakan perangkat lunak *montiR* untuk pendugaan parameter surplus produksi. Analisis dilakukan dengan membuat replikasi data yang kemudian dianalisa untuk tipe data dengan kontras yang baik, data bertipe menurun (*one-way-trip*) yang diestimasi dengan cara biasa, data bertipe menurun yang diestimasi dengan *penalized likelihood* berbasis informasi deplesi dan data bertipe menurun yang diestimasi dengan *penalized likelihood* menggunakan data populasi. Secara umum simulasi ini menghasilkan informasi mengenai pentingnya jumlah data yang cukup sebagai input untuk analisa surplus produksi, serta pentingnya analisa yang disesuaikan dengan tipe datanya. Lebih lanjut kajian ini memberikan rekomendasi pentingnya pengumpulan data yang konsisten dan jangka panjang untuk meningkatkan akurasi pendugaan stok ikan.

ABSTRACT. A non-equilibrium surplus production which considers the observation error is widely advised for the fish stock assessment. This method has better accuracy because it takes into account the error in observation occurs between the abundance index and biomass to produce a more accurate estimated value of the surplus production parameter. The use of this method requires sufficient time series data and good contrast to be able to produce a robust analysis. These two essentials are not always available in many of the world's fisheries, including software that helps to carry out analyses taking into account data that do not meet these requirements. This inaccuracy could produce parameter estimation that is far from the expected accuracy and has an impact on the sustainability of resources and economic income of those who depend on fisheries. This paper aims to examine the use of the surplus production method in different numbers and types of data to then see the accuracy of the results, using *montiR* software to estimate surplus production parameters. The analysis was carried out by making data replication which was then analyzed for data types with good contrast, one-way-trip which was estimated in the regular surplus production method, one-way-trip data estimated by penalized likelihood based on depletion information and population data. In general, this simulation produces information on the importance of long time-series data as input for surplus production analysis, as well as the importance of an analysis that is adapted to the data type. Furthermore, this study provides recommendations on the importance of consistent and long-term data collection to improve the accuracy of fish stock estimation.

Penulis Korespondensi:

Abdullah Habibi
Yayasan Reef Check Indonesia, Denpasar,
Bali, Indonesia 80234
Email: ahabibi@reefcheck.org

How to cite this article:

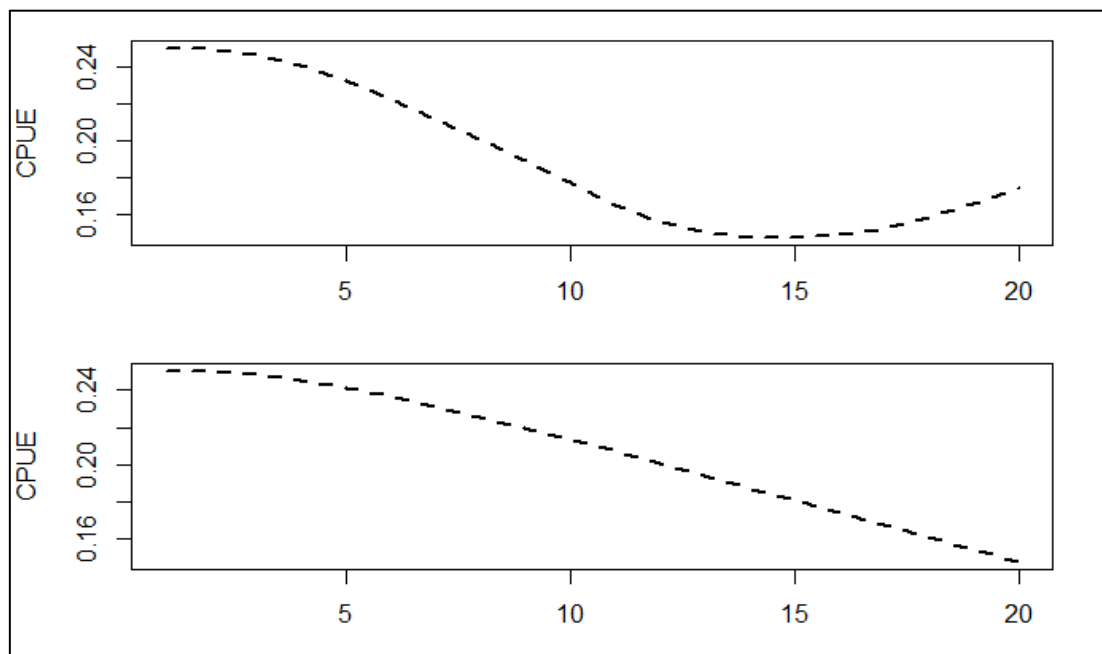
Habibi, A., & Saputra, S.W. (2023). Jumlah dan Tipe Data Mempengaruhi Akurasi Pendugaan Parameter Surplus Produksi. Jurnal Akuatiklestari, 6(Edisi Khusus Seminar Nasional Perikanan Tangkap IX): 92-98. DOI: <https://doi.org/10.31629/akuatiklestari.v6i.5037>

1. PENDAHULUAN

Surplus produksi dengan metode non-ekuilibrium yang dilengkapi dengan kesalahan pengamatan banyak direkomendasikan penggunaannya untuk pendugaan stok. Metode ini disebut lebih baik dibanding dengan metode yang berasumsi kesetimbangan, metode multi-regresi non-ekuilibrium serta metode data-fitting non-ekuilibrium yang melibatkan perhitungan kesalahan proses (Polacheck *et al.*, 1993). Karena itu, pendekatan ini banyak digunakan dan direkomendasikan dalam panduan analisis kuantitatif maupun buku ajar perikanan ketika melakukan pendugaan stok dengan surplus produksi (Haddon, 2011; Prager, 1994; Punt & Hilborn, 1996; Quinn & Deriso, 1999).

Metode ini menghasilkan akurasi estimasi parameter yang lebih baik karena melakukan perhitungan kesalahan pengamatan dan berasumsi lognormal pada indeks kelimpahan (*index of abundance*). Penggunaan metode kesalahan pengamatan mengasumsikan adanya kesalahan antara indeks kelimpahan dan biomassa, sehingga menghasilkan angka dugaan parameter yang lebih akurat ketika kesalahan ini dihitung (Polacheck *et al.*, 1993). Selain itu, indeks kelimpahan tidak selalu mengikuti distribusi normal, bahkan lebih sering menunjukkan kemencengan positif (*positive skewness*) sehingga asumsi distribusi lognormal lebih tepat untuk digunakan.

Analisa dugaan parameter surplus produksi menggunakan kesalahan pengamatan ini membutuhkan data yang memenuhi syarat, yaitu data dengan kontras yang baik. Kontras yang dimaksud disini adalah adanya pola yang naik dan turun pada data, terutama dapat dilihat pada indeks kelimpahan yang direpresentasikan oleh hasil tangkapan per unit upaya (CPUE) yang disajikan pada Gambar 1. Ketika data tidak memiliki kontras yang baik dan cenderung memiliki pola menurun (*one-way-trip*), maka hal ini akan berakibat pada kurangnya akurasi analisis terhadap data tersebut, sehingga menghasilkan nilai dugaan parameter yang kurang tepat (Hilborn & Walters, 1992; Magnusson & Hilborn, 2007). Potensi kurangnya akurasi nilai dugaan surplus produksi pada data bertipe menurun ini banyak disebut (Pedersen & Berg, 2017; Prager *et al.*, 1996; Prager & Vaughan, 2011; Prager *et al.*, 1995; Sant'Ana *et al.*, 2020), tetapi perangkat lunak surplus produksi yang tersedia belum dikembangkan untuk mengatasi permasalahan ini (Hoggarth *et al.*, 2006) dan atau disarankan untuk dihindari untuk dianalisis dengan model surplus produksi (Cousido-Rocha *et al.*, 2022). Penggunaan data menurun yang diolah menggunakan metode surplus produksi yang ada atau menghindari penggunaan data menurun untuk pendugaan stok perikanan dapat berakibat pada hilangnya kemungkinan untuk dapat mengelola satu stok perikanan, yang lebih lanjut dapat menyebabkan berkurangnya stok perikanan terkait dan hilangnya potensi ekonomi karena tidak adanya upaya pengelolaan.



Gambar 1. Data dengan Tipe Kontras yang Baik (Atas) dan Menurun (Bawah). Digambar-ulang Mengikuti (Magnusson & Hilborn, 2007)

Permasalahan data menurun dapat diatasi dengan ketersediaan data populasi runtun waktu (Hilborn & Walters, 1992), tetapi data seperti ini jarang tersedia pada perikanan di negara berkembang. Penggunaan data populasi yang ditambahkan dengan pembobotan digunakan sebagai tambahan penalti dalam proses pendugaan *maximum likelihood*, untuk mengarahkan agar proses pendugaan parameter dialihkan menggunakan data populasi dan bukan data Indeks Kelimpahan. Dengan pendekatan yang sama, maka informasi deplesi pada populasi dapat digunakan sebagai alternatif untuk memperkirakan kelimpahan populasi absolut (Leslie & Davis, 1939). Ketersediaan data deplesi terbaru lebih banyak tersedia pada perikanan, dimana informasi ini bisa didapatkan dari aktivitas survei maupun kesepakatan dari stakeholder atas informasi mengenai pemanfaatan dari suatu perikanan sehingga dapat digunakan sebagai input dalam melakukan estimasi parameter surplus produksi.

Kelengkapan data juga menjadi prasyarat untuk melakukan analisis dengan metode surplus produksi. Penggunaan data runtun waktu sebanyak 10 tahun sudah jamak dilakukan (Dharmendra & Sólmundsson, 2005), sementara disebutkan data yang ideal membutuhkan sekitar 20 tahun runtun waktu (Punt & Hilborn, 1996). Ketersediaan data runtun waktu menjadi masalah yang selalu disebut dalam penggunaan estimasi parameter surplus produksi, belum lagi jika dikombinasikan dengan tipe data yang dimiliki dari data yang tersedia, apakah data tersebut memiliki kontras yang baik atau memiliki tipe data menurun. Seberapa jauh perbedaan nilai dugaan parameter antara data yang cukup dan tidak cukup dari sisi jumlah belum dikaji, begitu juga kombinasinya dengan tipe data yang ada.

Artikel ini bertujuan untuk mengkaji nilai dugaan parameter surplus produksi dengan metode *data fitting* dari sisi ketersediaan jumlah data. Lebih lanjut, paper ini akan membandingkan nilai dugaan parameter surplus produksi pada data yang memiliki perbedaan jumlah dan kelengkapan data, dilakukan untuk data yang bertipe menurun dan data dengan kontras yang baik.

2. BAHAN DAN METODE

2.1. Prosedur Penelitian

Metode surplus produksi sesuai dengan model Schaefer dihitung menggunakan rumus:

$$B_{t+1} = B_t + rB_t \left(1 - \frac{B_t}{K}\right) - C_t$$

B_t adalah biomassa pada waktu t , r merupakan tingkat pertumbuhan intrinsik populasi dan K adalah daya dukung stok pada saat perikanan berada pada keadaan tidak ada penangkapan. Jumlah tangkapan (C_t) pada waktu t didapatkan dari $C_t = qB_tE_t$, dan q adalah koefisien daya tangkap dan E_t adalah upaya tangkap pada waktu t .

Indeks kelimpahan (I_t) yang diasumsikan sama dengan hasil tangkapan per upaya (CPUE) banyak digunakan sebagai kunci dalam perhitungan surplus produksi. Indeks kelimpahan hasil observasi dihitung menggunakan $I_t = C_t/E_t$, sementara Indeks kelimpahan hasil dari model didapatkan dari $\hat{I}_t = qB_t e^\varepsilon$ dimana ε adalah kesalahan pengamatan dan mengikuti $N(0, \sigma^2)$. Data tangkapan dan upaya tangkap idealnya didapatkan dari data observasi yang sudah distandardisasi. Pada kajian ini tidak dilakukan karena data runtun waktu dihasilkan dari simulasi, sehingga standardisasi data tidak diperlukan.

Menggunakan parameter surplus produksi yang sudah ditentukan (Tabel 1), studi ini membuat data runtun waktu sebanyak 10, 20 dan 30 urutan. Masing-masing tipe data runtun waktu ini memiliki tipe data dengan kontras yang baik dan data bertipe menurun. Masing-masing tipe data runtun waktu akan direplikasi dengan penambahan kesalahan pada proses penangkapan (*catch error*) dan model (*process error*) untuk menghasilkan 2000 ulangan data yang berbeda. Masing-masing simulasi data kemudian akan dioptimasi untuk meminimalkan nilai *negative log-likelihood* menggunakan metode "Nelder-Mead" untuk mengestimasi parameter K , B_0 , r , q serta sigma (ε). Selain itu akan dihitung juga produksi maksimum berkelanjutan (MSY) dan upaya pada saat MSY, menggunakan rumus $MSY = rk/4$ dan $fMSY = r/2q$.

Tabel 1. Parameter Surplus Produksi sebagai Input dalam Simulasi

Parameter	Penjelasan	Nilai
K	Daya dukung stok pada saat perikanan berada pada keadaan tidak ada penangkapan	1000
B ₀	Stok pada saat perikanan berada pada keadaan tidak ada penangkapan	1000
r	Tingkat pertumbuhan intrinsik populasi	0,2
q	Koefisien daya tangkap	0,00025
Sigma (ε)	Kesalahan pengamatan antara indeks kelimpahan dan stok populasi	0,1
Process error	Kesalahan pada model	0,005
Catch error	Kesalahan pada proses penangkapan	0,005
w _d	Bobot pada <i>penalized likelihood</i> berbasis data deplesi	100000
w _b	Bobot pada <i>penalized likelihood</i> berbasis data biomassa	1
D _{kini}	Informasi deplesi pada saat ini	0,7
Dugaan MSY	Hasil dugaan MSY berdasar atas nilai parameter yang tersedia	50
Dugaan fMSY	Hasil dugaan fMSY berdasar atas nilai parameter yang tersedia	400

2.2. Analisis Data

Data runtun waktu yang dibuat akan dianalisa sesuai dengan tipe datanya. Tipe data dengan kontras yang baik dan satu data bertipe menurun akan diestimasi dengan cara biasa, kemudian data bertipe menurun lainnya akan diestimasi dengan *penalized likelihood* berbasis informasi deplesi dan data populasi. Parameter surplus produksi didapatkan dengan *maximum likelihood estimation* yang dilakukan pada indeks kelimpahan hasil observasi dan indeks kelimpahan dari hasil model. Estimasi parameter secara umum dilakukan menggunakan rumus:

$$NLL = \sum_t \left[0.5 \ln(2\pi) + \ln \sigma + \ln I_t + \frac{(\ln I_t - \ln \hat{I}_t)^2}{2\sigma^2} \right]$$

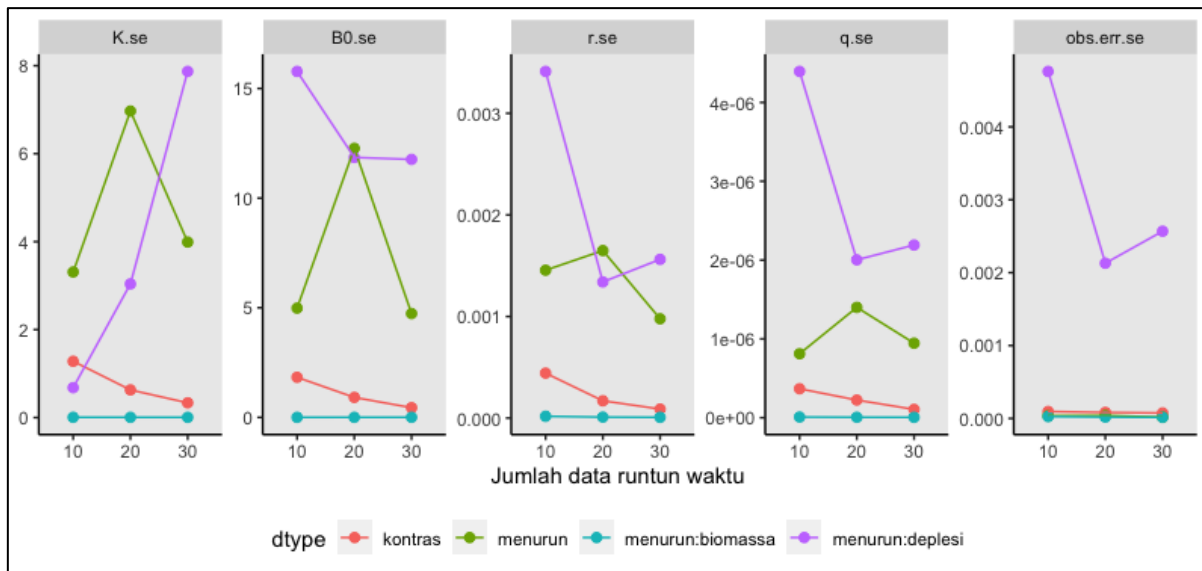
dimana nilai *negative log-likelihood* (NLL) didapatkan dengan membandingkan Indeks kelimpahan hasil observasi (I_t) dan model (\hat{I}_t), distribusi lognormal (\ln) pada kedua indeks, serta memperhitungkan standard deviasi (σ) dari data.

Penalized likelihood diberikan pada data menurun dengan menambahkan $w * \left(\frac{C_{kini}}{B_{kini}} - D_{kini} \right)^2$ pada rumus NLL untuk analisis berbasis data deplesi, dimana w adalah bobot, C_{kini} adalah jumlah tangkapan terkini, B_{kini} adalah estimasi biomassa terkini, dan D_{kini} merupakan nilai deplesi atau laju eksploitasi terkini. Parameter terakhir ini didapatkan dari hasil observasi atau berdasar pendapat pakar (*expert judgment*) setelah mendapatkan masukan dari pelaku perikanan atau membaca tren pemanfaatan perikanan. Sementara estimasi data menurun dengan *penalized likelihood* yang memanfaatkan data biomassa dilakukan dengan menambahkan $\sum(w * (B_t - EstB_t)^2)$ pada rumus NLL, dimana w adalah bobot, B_t dan $EstB_t$ adalah biomassa pada waktu t yang didapatkan dari hasil survei dan hasil estimasi.

Hasil dari estimasi parameter ini kemudian akan ditampilkan dalam grafik kesalahan standar (*standard error*) dari simulasi. Selain itu, akan ditampilkan juga grafik box plot yang dapat menampilkan rerata serta distribusi sebaran data. Estimasi parameter surplus produksi dilakukan menggunakan paket program *montiR* dan pembuatan plot dilakukan menggunakan paket program *ggplot2* pada perangkat lunak R.

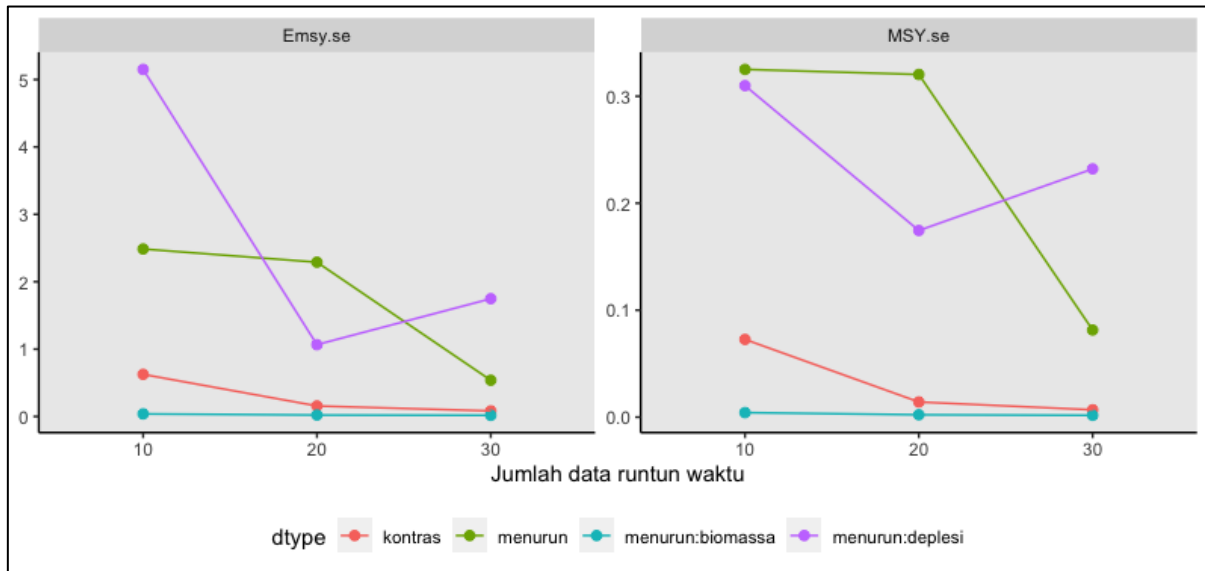
3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Estimasi dari total 24000 iterasi menghasilkan kesalahan standar yang mengikuti besaran nilai dari masing-masing parameter surplus produksi yang diestimasi (**Gambar 2**). Secara umum dapat dilihat bahwa K dan B0 memiliki kesalahan standar yang tinggi (dari 0 hingga 7 pada K, dan dari 0 hingga 17 pada B0), sementara r, q, dan kesalahan pengamatan (*obs.err*) memiliki kesalahan standard yang rendah (dibawah 0,1). Data dengan kontras yang baik menunjukkan semakin banyaknya jumlah data akan menghasilkan akurasi yang lebih tinggi untuk semua parameter. Sementara pada data menurun yang diolah menggunakan metode biasa akan menghasilkan akurasi yang rendah, dimana jumlah data sedang menghasilkan akurasi estimasi parameter yang rendah. Ketika data menurun diolah dengan menggunakan penalti berbasis data stok, maka cenderung memberikan kesalahan standar yang sangat rendah. Hasilnya berbeda jika data menurun diolah menggunakan penalti berbasis deplesi, dimana jumlah data sedang menghasilkan akurasi yang berbeda pada parameter yang berbeda. Data dengan jumlah sedang menghasilkan akurasi yang lebih baik pada parameter r, q dan kesalahan pengamatan. Sementara pada parameter K menghasilkan akurasi yang lebih tinggi pada data dengan jumlah yang sedikit dan untuk parameter B0 menghasilkan akurasi yang lebih tinggi ketika menggunakan data dengan jumlah yang lebih banyak.



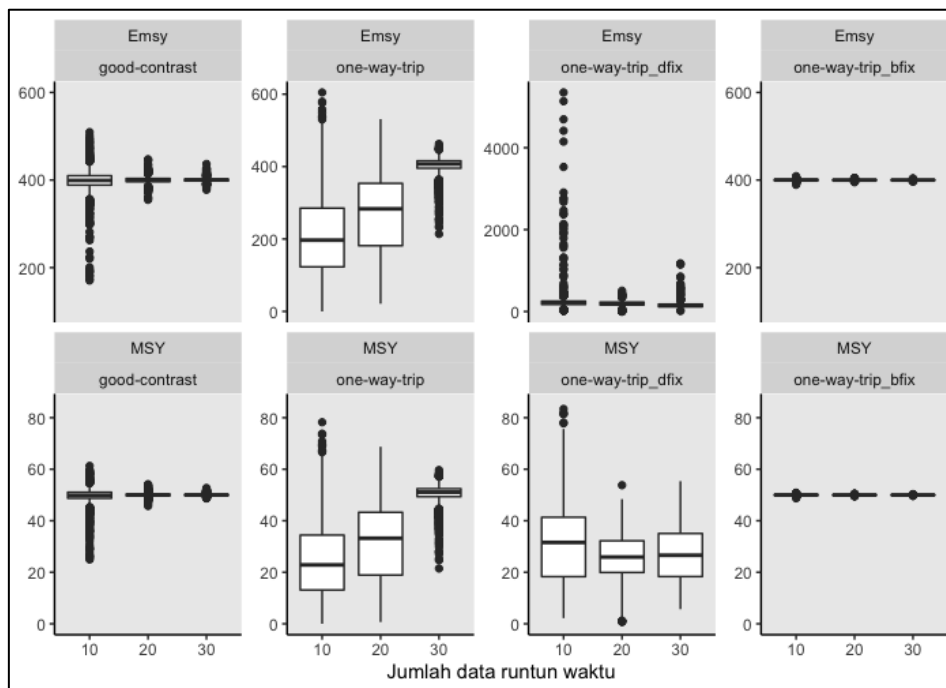
Gambar 2. Kesalahan Standar pada Parameter Surplus Produksi

Akurasi estimasi parameter fMSY dan MSY memberikan pola yang berbeda pada data menurun yang diolah berbasis data deplesi. Pada pendekatan ini, akurasi dihasilkan lebih baik ketika data berjumlah sedang (Gambar 3). Sebaliknya, jenis data dengan kontras yang baik, data menurun yang diolah dengan cara regular serta data menurun yang memanfaatkan data biomass dengan basis jumlah data yang lebih banyak secara umum membutuhkan data yang lebih banyak untuk menghasilkan akurasi yang lebih baik.



Gambar 3. Kesalahan Standar pada Parameter fMSY dan MSY

Informasi kesalahan standar ini selaras dengan hasil boxplot (Gambar 4). Semakin banyak jumlah data akan meningkatkan akurasi data, sehingga menghasilkan deviasi yang lebih sedikit dan menghasilkan rerata yang mendekati hasil yang diharapkan sebagaimana yang dapat dilihat pada data menurun yang diolah dengan analisis biasa. Penalized likelihood dengan menggunakan informasi deplesi pada saat upaya berada dalam MSY tidak dapat menghasilkan luaran yang dapat disimpulkan, karena banyaknya data pencilan sehingga tidak dapat melihat rerata dari 2000 iterasi yang dihasilkan. Sementara pada *penalized likelihood* yang menggunakan data biomass menghasilkan akurasi data yang lebih baik. Data pada upaya pada saat MSY ini menghasilkan pola yang sama dengan data MSY, dimana data dengan kontras yang baik membutuhkan jumlah urutan data lebih panjang untuk menghasilkan akurasi data yang lebih baik dan data menurun yang diolah dengan *penalized likelihood* menggunakan data biomass menghasilkan akurasi yang tinggi.



Gambar 4. Boxplot pada Parameter Manajemen fMSY dan MSY

Parameter surplus produksi menghasilkan kesalahan standar yang berbeda. Tingginya nilai kesalahan standar pada parameter K dan B0 dikarenakan besarnya angka yang dihitung. Hal ini berbeda dengan q yang menggunakan angka kecil sehingga menghasilkan standard error yang kecil pula. Jumlah kurun waktu data yang semakin banyak menghasilkan analisa yang semakin akurat dan terbukti pada data yang memiliki tipe kontras yang baik, juga pada data menurun yang diolah dengan cara regular.

Penalized likelihood yang didasarkan atas sedikit input data sebagaimana yang dilakukan pada analisis yang memanfaatkan data deplesi cenderung menghasilkan luaran yang kurang konsisten, dibanding dengan metode yang

menggunakan lebih banyak data sebagai input sebagaimana yang dilakukan untuk analisis menggunakan data biomassa. Pentingnya data yang lebih informatif sebagai input dalam analisis *penalized likelihood* juga disebut dapat meningkatkan akurasi luaran yang dihasilkan pada model perikanan (Methot & Taylor, 2011). Penggunaan data biomassa yang informatif dengan runtun waktu yang cukup dapat meningkatkan akurasi *penalized likelihood* dan analisis diatas menyarankan penggunaan data berbasis biomassa untuk membantu mendapatkan dugaan parameter yang lebih akurat pada data menurun. Pendugaan parameter surplus produksi idealnya dilakukan menggunakan data biomassa yang menunjukkan populasi ikan di satu perikanan, daripada menggunakan data tangkapan per upaya sebagai proxy untuk indeks kelimpahan (Hilborn & Walters, 1992). Ketika data tangkapan per upaya dan data biomassa tersedia sementara analisis tidak begitu yakin mengenai tipe data pada indeks kelimpahan, maka sebaiknya analisis dilakukan dengan menggunakan data tangkapan per upaya sebagai proxy indeks kelimpahan dan menggunakan data biomassa sebagai penalti. Hal ini dipandang perlu untuk dilakukan mengingat semakin banyaknya informasi yang digunakan dalam proses pendugaan parameter surplus produksi akan memberikan hasil yang lebih akurat.

Sementara itu, data dengan kurun waktu yang lebih panjang menjadi syarat ideal untuk meningkatkan akurasi nilai dugaan parameter. Selain itu, deviasi dari rerata hasil analisis menunjukkan bahwa pendugaan parameter menjadi penting dilengkapi dengan menghitung rentang kepercayaan dari hasil analisis. Hal ini terutama harus dilakukan ketika data diduga tidak memenuhi asumsi yang diperlukan dalam model surplus produksi sehingga berpotensi menghasilkan angka yang tidak akurat. Penghitungan yang tidak akurat dapat mengakibatkan stok semakin mengalami tekanan pemanfaatan karena terjadi penaksiran yang terlalu tinggi (*overestimate*). Hal ini juga dapat berakibat pada hilangnya potensi ekonomi bagi industri dan masyarakat pesisir ketika terjadi penaksiran yang terlalu rendah (*underestimate*). Dalam lingkup metode data fitting, angka kesalahan standar atau rentang kepercayaan (*confidence interval*) dapat dihitung dengan menggunakan *likelihood profile* (Punt & Hilborn, 1996). Penghitungan parameter ini dapat dilakukan menggunakan perangkat lunak *montiR*.

4. SIMPULAN

Kesimpulan yang dapat diambil adalah sebagai berikut:

- 1) Jika data memiliki kontras yang baik, maka analisis idealnya menggunakan data dengan kurun waktu sebanyak 20 tahun atau lebih
- 2) Jika data memiliki tipe menurun, maka idealnya dilakukan analisa menggunakan *penalized likelihood* memanfaatkan data biomassa dengan kurun waktu sebanyak 10, 20 dan 30 tahun. Analisis surplus produksi biasa pada data menurun tetap dapat digunakan, jika memiliki kurun waktu sebanyak 30 tahun.
- 3) Penghitungan standard error dan rentang kepercayaan terhadap analisis yang dihasilkan harus dilakukan pada semua tipe dan jumlah data yang tersedia

5. UCAPAN TERIMAKASIH

Penulis menyampaikan ucapan terima kasih kepada pihak-pihak terkait. Ucapan terima lebih ditekankan kepada Timothy Essington yang membantu membangun software *montiR*, Trevor Branch yang mengajarkan metode *penalized likelihood* dengan data deplesi, serta Ray Hilborn yang menjelaskan mengenai metode *penalized likelihood* dengan data biomassa. Penelitian ini terlaksana atas dukungan dari H. Mason Keeler Endowment for Excellence – College of Environment, University of Washington, Seattle.

6. REFERENSI

- Cousido-Rocha, M., Pennino, M. G., Izquierdo, F., Paz, A., Lojo, D., Tifoura, A., Zanni, M.Y., & Cerviño, S. (2022). Surplus production models: a practical review of recent approaches. In *Reviews in Fish Biology and Fisheries*. Springer Science and Business Media Deutschland GmbH. <https://doi.org/10.1007/s11160-022-09731-w>
- Dharmendra, D., & Sölmundsson, J. (2005). Stock assessment of the offshore Mauritian banks using dynamic biomass models and analysis of length frequency of the Sky emperor (*Lethrinus mahsena*). In *Fisheries Training Program*.
- Haddon, M. (2011). Modelling and Quantitative Methods in Fisheries, Second Edition. In *International Statistical Review*. CRC Press. https://doi.org/10.1111/j.1751-5823.2012.00179_26.x
- Hilborn, R., & Walters, C.J. (1992). *Quantitative Fisheries Stock Assessment*. Springer US. <https://doi.org/10.1007/978-1-4615-3598-0>
- Hoggarth, D., Abeyasekera, S., Arthur, R., Beddington, J.R., Burn, R.W., Halls, A.S., Kirkwood, G.P., McAllister, M., Medley, P., Mees, C.C., Parkes, G.B., Pilling, G.M., Wakeford, R.C., & Welcomme, R.L. (2006). Stock assessment for fishery management. In *FAO Fisheries Technical Paper* (Vol. 487, Issue May 2014).
- Leslie, P.H., & Davis, D.H.S. (1939). An Attempt to Determine the Absolute Number of Rats on a Given Area. *The Journal of Animal Ecology*, 8(1), 94. <https://doi.org/10.2307/1255>
- Magnusson, A., & Hilborn, R. (2007). What makes fisheries data informative? *Fish and Fisheries*, 8(4), 337–358. <https://doi.org/10.1111/j.1467-2979.2007.00258.x>
- Methot, R.D., & Taylor, I.G. (2011). Adjusting for bias due to variability of estimated recruitments in fishery assessment models. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences*, 68(10), 1744–1760. <https://doi.org/10.1139/f2011-092>
- Pedersen, M.W., & Berg, C.W. (2017). A stochastic surplus production model in continuous time. *Fish and Fisheries*, 18(2), 226–243. <https://doi.org/10.1111/faf.12174>
- Polacheck, T., Hilborn, R., & Punt, A.E. (1993). Fitting surplus production models: Comparing methods and measuring uncertainty. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences*, 50(12), 2597–2607. <https://doi.org/10.1139/f93-284>

- Prager, Michael H. (1994). A suite of extension to a nonequilibrium surplus-production model. *Fishery Bulletin of the Fish and Wildlife Service*, 92(2), 374–389.
- Prager, Michael H., Goodyear, C.P., & Scott, G.P. (1996). Application of a Surplus Production Model to a Swordfish-Like Simulated Stock with Time-Changing Gear Selectivity. *Transactions of the American Fisheries Society*, 125(5), 729–740. [https://doi.org/10.1577/1548-8659\(1996\)125<0729:aoaspm>2.3.co;2](https://doi.org/10.1577/1548-8659(1996)125<0729:aoaspm>2.3.co;2)
- Prager, Michael H., & Vaughan, D.S. (2011). *Surplus production models of Gulf Menhaden, Brevoortia patronus*. Sedar 27, working document (No. 27).
- Prager, Mike H., Goodyear, C.P., & Scott, G.P. (1995). Application of tests of stock-production model on age-structured simulated data: a swordfish-like stock. *Col. Vol. Sci. Pap. ICCAT*, 44(3), 156–160.
- Punt, A.E., & Hilborn, R. (1996). *Biomass dynamic models. User's manual*. FAO Computerized Information Series (Fisheries). (Vol. 10). FAO.
- Quinn, T.J.I., & Deriso, R.B. (1999). Quantitative Fish Dynamics. In *Journal of the American Statistical Association* (Vol. 96, Issue 454). Oxford University Press.
- Sant'Ana, R., Mourato, B., Kimoto, A., Walter, J., & Winker, H. (2020). Atlantic Yellowfin tuna stock assessment: An Implementation of a Bayesian State-Space Surplus Production Model using JABBA. *Col. Vol. Sci. Pap. ICCAT*, 76(6), 699–724.