

April 2023

## EFEKTIFITAS METODE ADITIF SPLINE KUADRAT TERKECIL PARSIAL DALAM PENDUGAAN MODEL REGRESI

Ahmad Bilfarsah

*Jurusan PMIPA, FKIP, Universitas Jambi, Mendalo Darat, Jambi, Indonesia, bilfarsah@yahoo.co.id*

Follow this and additional works at: <https://scholarhub.ui.ac.id/science>

---

### Recommended Citation

Bilfarsah, Ahmad (2023) "EFEKTIFITAS METODE ADITIF SPLINE KUADRAT TERKECIL PARCIAL DALAM PENDUGAAN MODEL REGRESI," *Makara Journal of Science*: Vol. 9: Iss. 1, Article 5.

Available at: <https://scholarhub.ui.ac.id/science/vol9/iss1/5>

This Article is brought to you for free and open access by the Universitas Indonesia at UI Scholars Hub. It has been accepted for inclusion in Makara Journal of Science by an authorized editor of UI Scholars Hub.

## EFEKTIFITAS METODE ADITIF SPLINE KUADRAT TERKECIL PARSIAL DALAM PENDUGAAN MODEL REGRESI

Ahmad Bilfarsah

Jurusan PMIPA, FKIP, Universitas Jambi, Mendalo Darat, Jambi, Indonesia

E-mail: bilfarsah@yahoo.co.id

### Abstrak

Metode Aditif *Spline* Kuadrat Terkecil Parsial (ASKTP) adalah suatu metode pengembangan dari metode Kuadrat Terkecil Parsial (MKTP). Metode ASKTP sangat cocok digunakan untuk mengatasi data yang bersifat non-linier dan memiliki sifat multikolinieritas diantara peubah-peubah prediktornya. Pada dasarnya, pendekatan dengan menggunakan metode ASKTP memiliki dua gagasan mendasar yaitu untuk menggunakan transformasi parameter prediktor dengan fungsi *spline* dan untuk membuat komponen-komponen dari ASKTP tidak saling berkorelasi (multikolinieritas) untuk menjaga sifat-sifat dari kelinieran komponen-komponen MKTP. Penelitian ini menyajikan perbandingan antara metode ASKTP dan MKTP dalam penerapan di bidang ekonomi perikanan yaitu produksi ikan tuna.

### Abstract

**Effectivity of Additive Spline for Partial Least Square Method in Regression Model Estimation.** Additive Spline of Partial Least Square method (ASPL) as one generalization of Partial Least Square (PLS) method. ASPLS method can be accommodation to non linear and multicollinearity case of predictor variables. As a principle, The ASPLS method approach is characterized by two idea. The first is to used parametric transformations of predictors by spline function; the second is to make ASPLS components mutually uncorrelated, to preserve properties of the linear PLS components. The performance of ASPLS compared with other PLS method is illustrated with the fisher economic application especially the tuna fish production.

*Keywords: additive model, transformation spline, partial least square*

### 1. Pendahuluan

Di dalam analisis regresi ganda, asumsi-asumsi yang memenuhi terhadap sifat alami dan keberartian antara peubah tak bebas (respon) dengan peubah-peubah bebasnya (prediktor) sangat diperhatikan. Pendugaan yang dilakukan pada regresi ganda tidak bermakna apabila peubah-peubah prediktornya saling berkorelasi atau multikolinieritas.

Salah satu alat untuk mengukur multikolinieritas adalah *Variance Inflation Factor* (VIF). VIF adalah suatu faktor yang mengukur seberapa besar kenaikan ragam dari koefisien penduga regresi dibandingkan terhadap peubah prediktor yang orthogonal jika dihubungkan secara linier [1]. Nilai VIF akan semakin besar jika terdapat korelasi yang semakin besar diantara prediktor. Nilai  $VIF > 10$  dapat digunakan sebagai petunjuk adanya multikolinieritas pada data. Gejala multikolinieritas menimbulkan masalah dalam model regresi. Korelasi antar peubah bebas yang sangat tinggi menghasilkan penduga model regresi yang berbias, tidak stabil dan mungkin jauh dari nilai sasarannya (prediksi). Metode Kuadrat Terkecil Parsial (MKTP) merupakan salah satu metode untuk memperbaiki masalah multikolinieritas yang terjadi tersebut.

Permasalahan lain yang muncul regresi ganda yaitu adanya pola non-linier yang disebabkan oleh peubah-peubah prediktor dengan peubah respon. Akibat kondisi tersebut, apabila model regresi ganda dipaksakan untuk digunakan

maka keberartian nilai pendugaan jauh berkurang bila dibandingkan dengan data yang berpola linier. Informasi tersebut membawa analisis yang dilakukan pada suatu model yang berbentuk non-linier. Hal ini disebabkan model regresi ganda yang diterapkan kurang realistis. Untuk mengatasi permasalahan tersebut, berbagai metode regresi non-linier dalam statistika telah diberikan untuk mengakomodasi masalah tersebut. Menurut Wegman dan Wright [2], metode regresi *spline* sangat baik dalam mengakomodasi masalah non-linier pada data regresi. Pada regresi *spline*, pendugaan model dilakukan dengan mengikuti pola sebaran data berdasarkan pemenggalan pada setiap peubah prediktor yang dianggap memiliki kecenderungan data berpola non-linier. Pendekatan statistika lain dalam mengatasi permasalahan *non linier* pada data adalah model Aditif Terampat (*Generalized Additive Model*). Dari hasil penelitian Sukarsa [3], ternyata dengan metode ini mampu mengakomodasi permasalahan pada data regresi yang bersifat non-linier.

Efektifitas pada regresi ganda akan semakin berkurang di dalam pendugaan apabila terdapat kondisi data dengan permasalahan yang sangat kompleks, yaitu terdapatnya multikolinieritas di antara peubah-peubah prediktornya dan pola data bersifat non-linier. Regresi MKTP, regresi *spline* dan model aditif terampat tidak dapat digunakan. Hal ini disebabkan pada MKTP hanya mengakomodasi permasalahan multikolinieritas sedangkan regresi *spline* mengakomodasi masalah non-linier khusus untuk data yang tidak mempunyai multikolinieritas dan model aditif terampat mampu mengakomodasi masalah non-linier pada data dengan mengasumsikan tidak adanya pengaruh multikolinieritas dalam data. Kelemahan yang muncul apabila dipaksakan penggunaan metode-metode tersebut adalah nilai pendugaan dari model regresi yang dihasilkan tidak begitu berarti. Untuk mengatasi kondisi yang demikian diperlukan suatu metode atau pendekatan statistika lainnya.

Metode *Aditif Spline Kuadrat Terkecil Parsial* (ASKTP) adalah suatu metode pengembangan dari MKTP. Metode ASKTP berpedoman pada dua ide yang mendasar, yaitu untuk menggunakan transformasi parameter prediktor dengan fungsi *spline* dan untuk membuat komponen-komponen dari ASKTP tidak saling berkorelasi. Dalam model ASKTP dengan spesifikasi titik-titik simpul adalah pendugaan menggunakan regresi berganda biasa. Tetapi kesulitan yang muncul ketika ukuran sampel yang tidak cukup besar. Keuntungan dari model ini, adalah dari model aditif yang cocok dengan data, maka dapat diplot koordinat fungsi - fungsi penggalan untuk menentukan peranan prediktor-prediktor dalam pemodelan peubah respon. Hal ini dapat dilakukan untuk masing-masing peubah respon disaat ukuran sampel tidak terlalu besar.

Metode Kuadrat Terkecil Parsial (MKTP) merupakan *soft* model yang dapat menjelaskan struktur keragaman data. MKTP dapat dilihat sebagai dua bentuk yang saling berkaitan antara *Canonical Correlation Analysis* (CCA) dan *Principal Component Regression* (PCR). Model yang dihasilkan oleh MKTP mengoptimalkan hubungan prediksi antara dua kelompok peubah. Proses penentuan model pada MKTP dilakukan secara iterasi dengan melibatkan keragaman pada peubah X dan Y. Struktur ragam dalam Y mempengaruhi perhitungan komponen kombinasi linier dalam X dan sebaliknya, struktur ragam dalam X berpengaruh terhadap kombinasi linier dalam Y.

Diasumsikan bahwa kolom-kolom dari matriks sampel  $E_0 = X_{n \times p}$  dan  $F_0 = Y_{n \times q}$ , terpusat pada masing-masing matrik diagonal terboboti (D) berdimensi  $n \times n$ . Jumlah diagonal positifnya sama dengan 1. Hasil kali skalar-D didefinisikan dengan:  $(x,y)_D = x'Dy$ , dengan normanya sebagai berikut :

$$(1)$$

dimana  $X^i$  adalah kolom ke-i matriks X.

Tahap ke-k dari algoritma MKTP terdiri dari dua hal, yaitu menghitung bobot vektor  $w$  dan  $c$  yang bertujuan memaksimumkan kovarian antara kombinasi terboboti dari peubah laten  $t$  dan  $u$  yang didefinisikan sebagai berikut:

$$t = E_{k-1}w \text{ dan } u = F_{k-1}c \quad (2)$$

dengan kendala

Deskripsi dari kovariannya adalah  $(t,u)_D = w'E_{k-1}D F_{k-1}c$ . Dengan komponen optimal dari kuadrat terkecil parsialnya pada tahap ke-k didefinisikan sebagai:

$$t_k = E_{k-1}w_k \text{ dan } u_k = F_{k-1}c_k \quad (3)$$

Tahap ke-k dilengkapi dengan memperbaharui  $E_k$  dan  $F_k$ , yang didefinisikan sebagai residual yaitu:

$$E_k = E_{k-1} - P t_k E_{k-1} \text{ dan } F_k = F_{k-1} - P t_k F_{k-1} \quad (4)$$

Dimana  $D$  adalah matrik proyeksi ortogonal D pada  $t_k$ .

Pendefinisian model MKTP dari  $X$  dan  $Y$  yang saling bebas dalam peubah laten  $t_k$  adalah sebagai berikut:

$$(5)$$

dimana  $F_{k-1}$  dan  $c_k$  adalah model parsial matriks berpangkat 1.

Kenyataan menunjukkan bahwa peubah laten  $t_k$  tidak saling berkorelasi. Hal ini mengakibatkan terjadinya *addictive decomposition* pada total ragam peubah respon menjadi;

$$(6)$$

Dalam generalisasi MKTP yang terdapat dalam suatu model aditif dengan koordinat-koordinat fungsi-fungsi yang diekspresikan sebagai transformasi *spline* pada peubah prediktor. Untuk menjaga aditivitas model, model MKTP tidak dapat diberikan pada metode yang baru. Sebagai contoh pada persamaan (4) peubah prediktor  $X$  tidak memenuhi sifat aditif pada setiap tahap, karena peubah prediktor  $X$  telah ditransformasikan ke dalam  $F_{k-1}$ . Tetapi untuk memberikan keutuhan dekomposisi pada total ragam  $Y$ , prediktor peubah laten yang tidak berkorelasi dijadikan sebagai *constraint*) [4].

Metode Aditif *Spline* Kuadrat Terkecil Parsial (ASKTP) adalah metode pemodelan yang merupakan pengafiliasian dari MKTP dengan fungsi-fungsi *spline* nya. Dua ciri yang mendasar dari ASKTP adalah penggunaan transformasi parameter dari peubah prediktor dengan fungsi *spline* dan membuat komponen-komponen ASKTP tidak saling berkorelasi.

Model multi respon ASKTP didefinisikan sebagai berikut:

$$f_j^i, \text{ untuk } i=1,2,\dots,q \quad (7)$$

dimana  $f_j^i$  adalah fungsi *spline*.

Untuk sebarang model aditif persamaan (7), *spline-spline*  $B$  yang sama dengan matriks-matriks pengkodeannya  $B^1, B^2, \dots, B^p$  digunakan untuk mentransformasikan masing-masing peubah pada setiap tahap. Untuk tahap ke- $k$  pada ASKTP dapat dimaksimalkan kovarian antara  $t = Sw$  dan  $u = F_{k-1}c$  dengan  $F_0 = Y$ , dengan fungsi objektifnya :

$$h(a^1, a^2, \dots, a^p, w, c) = \text{cov}(t, u) = w'S'DF_{k-1}c \quad (8)$$

dimana persamaan (8) adalah subjek maksimum pada :

$$(9)$$

$$, \text{ untuk } i=1,2, \dots, p \quad (10)$$

$$t_j'Dt_j = 0, \text{ untuk } j = 1, 2, \dots, k-1 \quad (11)$$

Dari persamaan (10), ragam pada beberapa kolom  $S$  disesuaikan sehingga mampu berkorespondensi dengan kolom-kolom  $X$ . Karena  $B^i'DB^i$  adalah *singular* maka  $S$  tidak didefinisikan suatu himpunan *compact* untuk vektor-vektor *spline*  $a^i$ . Namun demikian  $\{s^i \in R^n \mid s^i'Ds^i = \dots\}$  berasosiasi dengan persamaan (10) adalah *compact*,

dan nilai  $h$  yang didefinisikan pada persamaan (9) dan (11) terbatas. Hal ini disebabkan  $S$  dan  $t$  tercentral dengan kendala pada persamaan (11). Hal ini mengakibatkan  $t$  tidak berkorelasi dengan komponen-komponen ASKTP terdahulu. Batasan-batasan ini diberikan pada saat  $k = 1$ , dan ditulis  $(a_k^1, a_k^2, \dots, a_k^p, w_k, c_k)$  sebagai solusi optimal.

Komponen-komponen ASKTP ke- $k$  menjadi  $t_k = S_k w_k$  dan  $u_k = F_{k-1} c_k$ , dengan nilai  $S_k = [B^1 a_k^1], [B^2 a_k^2], \dots, [B^p a_k^p]$ . Fungsi dari komponen-komponen prediksi ASKTP adalah aditif yang diekspresikan sebagai berikut:

dengan

(12)

dimana  $[w_k]_i$  adalah komponen ke-i pada  $w_k$  dan  $S_k^i$  adalah fungsi *spline* yang optimal yang ditransformasi prediktor ke-i pada tahap ke-k. Penggunaan plot dari koordinat fungsi ukuran (*measure function*) meningkatkan prediktor pada  $t_k$ .

Akhirnya, pada tahap ke-k, dibentuk  $F_k$  yang baru yaitu:

$$F_k = F_{k-1} - Pt_k F_{k-1} \quad (13)$$

Dengan demikian dari persamaan (13) komponen-komponen latent  $t$  dan  $u$  tidak saling berkorelasi sebagai MKTP linier. Selanjutnya, dengan cara yang serupa dengan proses MKTP, maka model ASKTP menjadi analog dengan :

(14)

Matriks model parsial ke-k didefinisikan dengan

(15)

dimana  $M_k = w_k t_k' D F_{k-1} /$  , adalah matriks berdimensi  $p \times q$  dengan unsur  $[M_k]_{ij}$ .

## 2. Metode Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yaitu data produksi ikan tuna [5] dengan ukuran sampel 40 dan terdiri atas satu peubah respon (Y); yaitu produksi ikan tuna (ton) dan enam peubah prediktor yaitu; X1 = ukuran kapal (GT), X2 = kapasitas palka (ton), X3 = jumlah hari operasi (hari), X4 = jumlah hari *setting* (hari), X5 = jumlah bahan bakar minyak (BBM) (liter) dan X6 = umur kapal (tahun).

Analisis data dilakukan dengan menggunakan paket-paket program *Minitab versi 3.11*, *SAS versi 6.12*, *EXCEL 97 for Windows* dan program *S-PLUS 2000 for windows*. Analisis yang dilakukan mengikuti tahap: menentukan peubah-peubah yang berperan sebagai peubah prediktor (X) dan peubah respons (Y), menganalisis pola kelinearan data melalui *plotting*, menghitung VIF untuk mengetahui apakah terdapat multikolinieritas pada peubah bebas, jika tahap (2) dan (3) ditemui pola non-linier dan multikolinieritas pada data, maka dilakukan proses ASKTP melalui algoritma untuk tahap  $k=1$  berikut:

- a. Bentuk  $S = X$  dan  $F_0 = Y$
- b. Gunakan kolom-kolom dalam  $Y$  untuk menentukan vektor awal  $u$ 
  - b.1. Ulangi proses b.1.1 sampai b.1.3 sampai fungsi konvergen
    - b.1.1.  $w \leftarrow S'Du$  ;  $w \leftarrow$
    - b.1.2.  $c \leftarrow F_0'DSw$  ;  $c \leftarrow$
    - b.1.3. Hitung  $F_0c$
    - b.1.4. Proses selesai (jika sudah konvergen)
  - b.2. Hitung  $t$  dan  $\lambda$  serta periksa kekonvergenan fungsi.  
Untuk  $i=1$  sampai  $p$ , lakukan proses berikut:
 
$$S^i \leftarrow \text{sign}(w_i)$$

- c. Kembali ke langkah (b.1)

Algoritma untuk tahap  $k > 1$

- a. Mulai dari algoritma untuk tahap  $k = 1$  dengan  $F_{k-1}$
- b. Untuk b.1 sampai b.4 lakukan pengulangan

sampai konvergen

b.1. Hitung pengganda

$$\beta_j = -$$

b.2. Hitung  $w \leftarrow S'D(u - \quad)$

b.3.  $w \leftarrow w - \quad$ ;  $w \leftarrow$

$$c \leftarrow F'_{k-1}DSw; c \leftarrow$$

b.4.  $u \leftarrow F_{k-1}c$

b.5. Proses selesai (jika sudah konvergen)

c. Hitung  $t$  dan  $\lambda$  serta periksa kekonvergenan fungsi

Untuk  $i=1$  sampai  $p$ , lakukan proses berikut :

c.1. Hitung pengganda  $\beta_j$  seperti langkah (b.1.)

c.2.  $v \leftarrow u -$

$$S^i \leftarrow \text{sign}(w_i)$$

c.3. Ganti  $t$ ;  $\gamma \leftarrow A_i^+b_i$

c.4.  $S^i \leftarrow S^i + w_iB^iB^{i'D}$

c.5. Proses selesai (jika fungsi konvergen)

d. Kembali ke langkah (b)

### 3. Hasil dan Pembahasan

Berdasarkan data produksi ikan tuna yang terdiri atas satu peubah respon dan enam peubah prediktor dengan jumlah sampel 40, dilakukan analisis dengan menggunakan regresi kuadrat terkecil. Dari hasil analisis diperoleh model penduganya sebagai berikut:

$$Y = -64.2 + 0.462 X_1 - 0.486 X_2 + 0.256 X_3 - 0.338 X_4 + 0.321 X_5 + 0.253 X_6 \quad (F_1)$$

dengan nilai koefisien determinasi ( $R^2$ ) sebesar 68,4% dan simpangan baku (RMSE) sebesar 10,39. Dengan melakukan uji  $t$  secara parsial menunjukkan bahwa peubah ukuran kapal, jumlah hari operasi dan jumlah BBM berpengaruh nyata pada taraf  $\alpha = 0.05$ . Sedangkan peubah kapasitas palka, jumlah hari setting dan umur kapal tidak berpengaruh nyata. Hasil di atas sangat relevan dengan analisis regresi yang dilakukan Nurani dkk. [5].

Pendugaan yang dilakukan pada analisis tersebut tidak membawakan hasil yang optimal. Berdasarkan nilai koefisien determinasi ( $R^2$ ) dan akar kuadrat tengah galat (RMSE) menunjukkan bahwa pendugaan yang dilakukan kurang begitu baik. Nilai  $R^2$  menunjukkan bahwa produksi ikan Tuna hanya mampu menjelaskan keberartian pediktor-prediktornya

(ukuran kapal, kapasitas palka, jumlah hari operasi, jumlah hari *setting*, jumlah BBM dan umur kapal) hanya sebesar 68,4%. Sedangkan tingkat bias pendugaan yang dilakukan cukup besar yaitu 10,39.

Untuk mengetahui kekeliruan dalam pendugaan tersebut dilakukan pemeriksaan terhadap data. Hasil pemeriksaan terhadap korelasi antar peubah-peubah prediktor dapat dilihat pada Tabel 1 dan Tabel 2.

Berdasarkan Tabel 1, terdapat beberapa prediktor yang saling berkorelasi tinggi. Korelasi antara jumlah hari *setting* dan jumlah hari operasi menunjukkan nilai sebesar  $-0.9534$ . Sedangkan peubah ukuran kapal berkorelasi rendah hanya terhadap jumlah BBM dengan nilai sebesar 0.3161. Kondisi ini dipertegas oleh eksistensi nilai *Value Inflation Factor* (VIF) pada Tabel 2. Dengan nilai VIF 13.7 untuk jumlah hari operasi dan 14.0 untuk jumlah hari *setting* memperkuat asumsi bahwa terdapatnya multikolinieritas pada data tersebut.

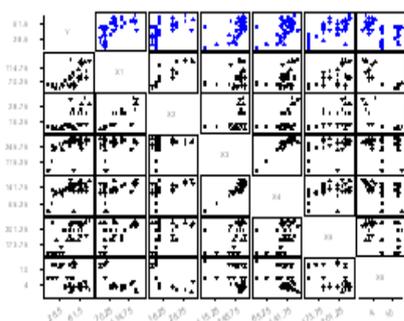
Selanjutnya dilakukan pemeriksaan terhadap pola sebaran data berdasarkan plot peubah produksi ikan tuna terhadap keenam peubah prediktornya sebagaimana terdapat pada Gambar 1.

Tabel 1. Korelasi Pearson

	X1	X2	X3	X4	X5
X2	<b>0.891</b>				
X3	0.224	0.267			
X4	0.373	0.371	<b>0.938</b>		
X5	0.467	0.404	0.379	0.407	
X6	<b>-0.755</b>	<b>-0.699</b>	-0.282	-0.294	-0.327

Tabel 2. Nilai VIF( $b_k$ ) dari penduga  $b_k$

Peubah	DB	VIF
X1	1	9.0
X2	1	5.1
X3	1	13.7
X4	1	14.0
X5	1	1.5
X6	1	3.1



Gambar 1. Plot Data Ikan Tuna



**Gambar 2. Pola kenonlinieran MKTP**

Gambar 1 menunjukkan bahwa sebaran data tidak berpola linier. Plot peubah produksi ikan tuna terhadap prediktor-prediktornya secara parsial, menyebabkan nilai pendugaan pada model ( $F_1$ ) kurang begitu berarti secara optimal. Kasus non-linier P, Sukarsa [3] telah mencoba menganalisis data ini dengan metode Aditif Terampat. Namun hasil yang diberikan kurang bagus bila dibandingkan dengan metode regresi kuadrat terkecil dengan melihat nilai  $R^2$  terkoreksi yang dihasilkan oleh kedua metode. Dengan demikian analisis data dengan metode regresi kuadrat terkecil yang dilakukan Nurani dkk. [5] dan *Generalized Additive Model* yang dilakukan Sukarsa [3] tidak bagus dalam pendugaan data produksi ikan tuna.

Berdasarkan hasil penelitian sebelumnya mengenai MKTP dapat dijelaskan bahwa MKTP sangat baik untuk mengatasi kasus-kasus pada data yang berkorelasi tinggi diantara peubah-peubah bebasnya (multikolinieritas). Analisis MKTP untuk data produksi ikan tuna dengan validasi silang menyatakan hanya bahwa satu peubah laten yang cocok untuk dimodelkan. Hal ini dijelaskan oleh nilai akar rata-rata minimum PRESS sebesar 0.721356 untuk satu peubah laten dalam pemodelan.

Proses selanjutnya, dengan meregresikan peubah-peubah internal dari peubah produksi ikan tuna didapatkan nilai  $R^2$  sebesar 59,2% dengan nilai RMSE sebesar 0.6556. Dengan melakukan perbandingan dengan metode kuadrat terkecil maka nilai  $R^2$  yang dihasilkan justru lebih kecil. Namun di sisi lain pola pendugaan yang dilakukan cukup realistis, walaupun peubah produksi ikan tuna hanya mampu menjelaskan keenam prediktornya pada cakupan nilai sebesar 59,2% ternyata pendugaan yang dilakukan justru lebih baik bila dilihat pada nilai bias pendugaannya yang jauh lebih kecil yaitu 0.6556. Kondisi ini mengindikasikan bahwa keberartian pendugaan yang dilakukan dapat mengakomodasi multikolinieritas pada data. Pada sisi lain, nilai  $R^2$  yang terlalu kecil menyebabkan pendugaan yang dilakukan MKTP belum begitu baik. Permasalahan ini disebabkan oleh pola non-linier yang diperoleh dari hasil plot pada Gambar 1. Untuk melihat pola ke non-linieran yang ditunjukkan oleh MKTP dapat dilihat pada Gambar 2.

Hasil plot Gambar 2 menunjukkan bahwa sebaran data tidak linier. Hal ini jelas tidak dapat dianalisis dengan baik oleh MKTP, karena MKTP dapat melakukan pendugaan dengan optimal untuk data yang linier.

Analisis ASKTP untuk pengolahan data produksi ikan tuna menggunakan satu peubah laten. Hal ini berkaitan dengan akan dilakukan perbandingan ASKTP dengan MKTP dimana hasil validasi silang dari MKTP menunjukkan satu peubah laten untuk pemodelan. Selanjutnya, dalam analisis ini diambil 3 orde yaitu orde 1, orde 2 dan orde 3 yang dipilih dari menurut titik-titik simpul *spline (knot)* yang terbaik. Dari seluruh *knot* yang diproses dengan metode ASKTP untuk mencari nilai optimal dari  $R^2$  dan RMSE, diperoleh bahwa untuk orde 2 (untuk *knot* 39) menghasilkan nilai  $R^2$  sebesar 89,7% dan nilai RMSE 0,3297. Sedangkan untuk orde 3 dan 4 dengan masing-masing *knot* 38 dan 40 menghasilkan nilai  $R^2$  sebesar 89,3% dan 89,5%. Nilai RMSE yang dihasilkan adalah 0,3353 dan 0,3331.

Dalam kasus ini multikolinieritas pada data produksi ikan tuna dapat diakomodir dengan baik. Hal ini didasari pada hasil yang diperoleh MKTP pada bagian sebelumnya. Jika dilihat hasil plot peubah laten, Gambar 3 dan Gambar 4

menunjukkan bahwa pola kelinieran yang dihasilkan peubah-peubah laten dari ASKTP berpola linier dibandingkan hasil plot peubah laten pada MKTP dengan demikian pola non-linier pada data telah dapat diatasi dalam pendugaan.

**Gambar 3. Plot pada MKTP**

**Gambar 4. Plot pada ASKTP**

**Tabel 3. Nilai Rata-rata Dugaan,  $R^2$  dan RMSE pada MKTP dan ASKTP**

Metode	$\hat{Y}$ rata-rata	$R^2$	RMSE
MKT	49.325	68.4%	10.3900
MKTP	54.969	59.2%	0.6556
ASKTP(1)	49.325	89.7%	0.3297
ASKTP(2)	49.325	89.3%	0.3353
ASKTP(3)	49.325	89.5%	0.3331

Keterangan: MKT = Metode Kuadrat Terkecil



**Gambar 5. Plot Pengaruh Prediktor Terhadap respons**

Hasil analisis yang dikemukakan pada bagian sebelumnya menunjukkan bahwa metode ASKTP lebih baik dibandingkan MKTP. Hal ini didasari oleh nilai  $R^2$  dan RMSE yang dihasilkan. Untuk melihat sejauh mana pendugaan yang diberikan oleh kedua metode ini dapat dijelaskan dapat dilihat pada Tabel 3. Tabel 3 memperlihatkan bahwa nilai rata-rata dugaan dari ketiga fungsi pada ASKTP sama dengan nilai rata-rata dugaan regresi kuadrat terkecil, sedangkan pada MKTP terdapat perbedaan sebesar 5.645. Hasil ini menunjukkan bahwa pendugaan yang diberikan oleh ASKTP lebih baik dibandingkan oleh MKTP. Metode ASKTP juga dapat menunjukkan pengaruh peubah-peubah prediktor terhadap produksi ikan tuna. Gambar 5 memperlihatkan bahwa peubah jumlah hari operasi dan jumlah hari *setting* menunjukkan berpengaruh nyata dibandingkan peubah-peubah ukuran kapal, jumlah BBM, umur kapal dan kapasitas palka, dengan demikian dari kedua metode ini ternyata ASKTP tidak hanya mampu memberikan pendugaan yang lebih baik dari MKTP namun dapat juga mendeskripsikan pengaruh prediktor terhadap peubah respon.

#### 4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil yang analisis yang dilakukan pada data produksi ikan Tuna dapat disimpulkan bahwa metode ASKTP dapat mengakomodasi masalah multikolinieritas dan pola non-linier pada data. Dari analisis data produksi ikan tuna diperoleh pendugaan yang dilakukan dengan metode ASKTP jauh lebih baik dari MKTP. Hal ini ditunjukkan dengan nilai  $R^2$ , RMSE dan selisih rata-rata nilai dugaan dengan data.

Metode ASKTP mampu memberikan gambaran pengaruh dari peubah-peubah prediktor terhadap produksi ikan tuna. Bila dibandingkan dengan MKTP maka kontribusi yang diberikan oleh metode ASKTP jauh lebih baik.

#### Daftar Acuan

- [1] J. Fox, G. Monette, J. Amer. Statist. Assoc. 87(1992) 417.
- [2] E.J. Wegman, I. W. Wright, J. Amer. Statist. Assoc. 78 (1983) 425.
- [3] I.K.G. Sukarsa, Tesis, Program Pascasarjana Institut Pertanian Bogor, Indonesia, 2000.
- [4] J.F. Durand, R. Sabatier, J. Amer. Statist. Assoc. 92 (1997) 1546.
- [5] T.W. Nurani, S.H. Wisudo, M.P. Sobari, Studi Perbandingan Kajian Tekno-ekonomi Usaha Perikanan Longline Untuk Fresh dan Tuna, Laporan Penelitian OPF IPB Jurusan Sumberdaya Perikanan, Institut Pertanian Bogor, Bogor, 1997.