

IDENTIFIKASI KINETIKA PERTUMBUHAN ALGA PADA MODEL MONOD

Identification of Algae Growth Kinetic Using Monod Model

Mochamad Bagus Hermanto ¹⁾, A.J.B. Boxtel ²⁾, K.J. Keesman ²⁾

¹⁾Jurusan Keteknikan Pertanian, Fakultas Teknologi Pertanian, UB

²⁾System and Control Group, Wageningen University

Email: mbhermanto@ub.ac.id

ABSTRACT

Algae are one of potential source for renewable energy. Algae growth depends on many inputs (i.e. light, temperature, and nutrition). Mathematical model can be developed to study the development of algae during cultivation. This research deals with the design of experimental method to study the kinetic of algae growth. Optimal input design was introduced to Monod models. Light intensity and dilution used as input. Two parameters i.e: maximum specific-rate-growth (μ_{max}) and saturation-constant at light intensity (K_I) were estimated. Correlation coefficient between (μ_{max}) and (K_I) parameters was observed. The results showed that the Monod models perform better than conventional models. This design can minimize confidential interval.

Key words: *algae growth, parameter estimation, optimal input design*

PENDAHULUAN

Permintaan bahan bakar lebih cepat meningkat dibandingkan dengan pertumbuhan populasi dunia. Populasi dunia tumbuh sebesar 6,4% dari 6,09 M pada tahun 2000 menjadi 6,48M pada tahun 2005 (<http://www.census.gov/ipc/www/idb/worldpop.html>), dimana, menurut *Energy Information Administration* (EIA), konsumsi minyak dunia meningkat sebesar 9,5%, 76,712 - 84,005 juta barel per hari (<http://www.eia.doe.gov/pub/international/iealf/table12.xls>). Sebagian besar bahan bakar yang digunakan saat ini diproduksi dari pembakaran bahan bakar fosil yang termasuk energi tak terbarukan di mana kuantitas yang tersedia akan terus menurun. Berbagai minyak telah digunakan di berbagai negara sebagai bahan baku untuk produksi biodiesel. Minyak nabati baik yang *edible* maupun yang *non-edible*, lemak hewani, alga dan limbah minyak goreng juga telah banyak diselidiki oleh

para peneliti untuk pengembangan biodiesel (Chisti, 2008). Pada kenyataannya, sebagian besar minyak nabati yang dihasilkan banyak digunakan untuk produksi makanan. Perkembangan ini menciptakan kompetisi antara penggunaan untuk bahan bakar dan produksi makanan.

Alga mikroskopis atau sering disebut sebagai mikroalga memiliki pertumbuhan cepat dan dapat menghasilkan lipida dan memiliki potensi tinggi untuk digunakan untuk produksi biodiesel. Mikroalga memiliki pertumbuhan cepat karena laju pertumbuhannya yang eksponensial. Produktivitas minyak tergantung dari laju pertumbuhan alga dan kadar minyak biomassa. Mikroalga dengan produktivitas minyak yang tinggi (**Tabel 1**) berpotensi digunakan untuk memproduksi biodiesel (Chisti, 2007). Persentase lemak total lipid netral, glikolipid, dan fosfolipid juga sangat bervariasi pada kelompok mikroalga (Guschina dan Harwood, 2006).

Tabel 1. Kadar minyak berbagai mikroalga

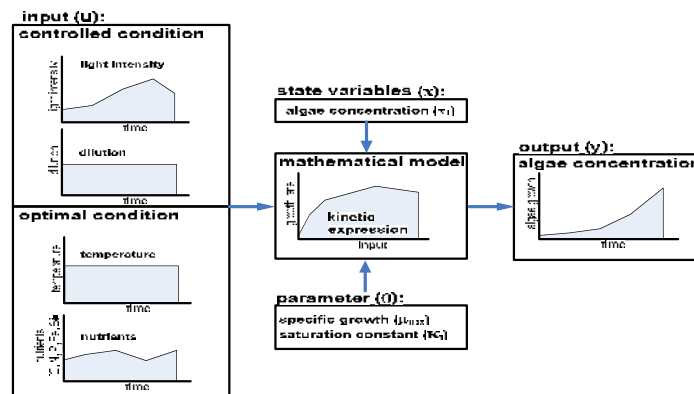
Mikroalga	Kadar minyak (% dry wt)
<i>Botryococcus braunii</i>	25–75
<i>Chlorella</i> sp.	28–32
<i>Cryptocodinium cohnii</i>	20
<i>Cylindrotheca</i> sp.	16–37
<i>Dunaliella primolecta</i>	23
<i>Isochrysis</i> sp.	25–33
<i>Monallanthus salina</i>	> 20
<i>Nannochloris</i> sp.	20–35
<i>Nannochloropsis</i> sp.	31–68
<i>Neochloris oleoabundans</i>	35–54
<i>Nitzschia</i> sp.	45–47
<i>Phaeodactylum tricornutum</i>	20–30
<i>Schizochytrium</i> sp.	50–77
<i>Tetraselmis sueica</i>	15–23

Sumber: (Chisti, 2007)

Beberapa faktor mempengaruhi pertumbuhan alga dan produksi lipid. Pertumbuhan fotosintesis membutuhkan cahaya, karbon dioksida, air dan garam anorganik. Suhu harus pada skala 20 hingga 30°C (Chisti, 2007). Untuk meminimalkan biaya, produksi biodiesel harus bergantung pada sinar matahari yang tersedia secara bebas. Medium pertumbuhan harus menyediakan unsur-unsur anorganik yang meliputi elemen esensial meliputi nitrogen (N), fosfor (P), besi dan dalam beberapa kasus silikon. Hal yang menarik dari budidaya alga adalah cara untuk mengendalikan produktivitas melalui input yang diberikan (cahaya, suhu, dan kondisi operasional lainnya). Namun pada artikel ini, perbandingan antara berbagai jenis lintasan input berupa cahaya dan

faktor pengenceran (*dilution*) akan dibahas lebih lanjut hubungannya dengan parameter pertumbuhan alga. Parameter pertumbuhan alga mempengaruhi pertumbuhan pada budidaya alga. Sehingga model yang menggambarkan pertumbuhan alga dan ekspresi kinetik sangat diperlukan.

Dalam pemodelan ini (**Gambar 1**), variable input seperti temperature dan nutrient diasumsikan sudah pada kondisi yang optimal sedangkan intensitas cahaya dan faktor pengenceran merupakan faktor input terkontrol. Parameter seperti laju pertumbuhan spesifik dan konstanta saturasi juga memberikan pengaruh terhadap karakteristik model matematis untuk variabel konsentrasi alga sebagai output dari pemodelan.



Gambar 1. Deskripsi pemodelan pertumbuhan alga

Pertumbuhan alga dan ekspresi kinetiknya dijelaskan dengan menggunakan berbagai jenis persamaan matematika yaitu Michaelis-Menten atau persamaan Monod (Grima, *et al.*, 1994; Holmberg, 1982; Rorrer dan Mullikin, 1999), persamaan Haldane (Chisti, 2007), dan persamaan Steele (Baquerisse, *et al.*, 1999; Benson, *et al.*, 2007).

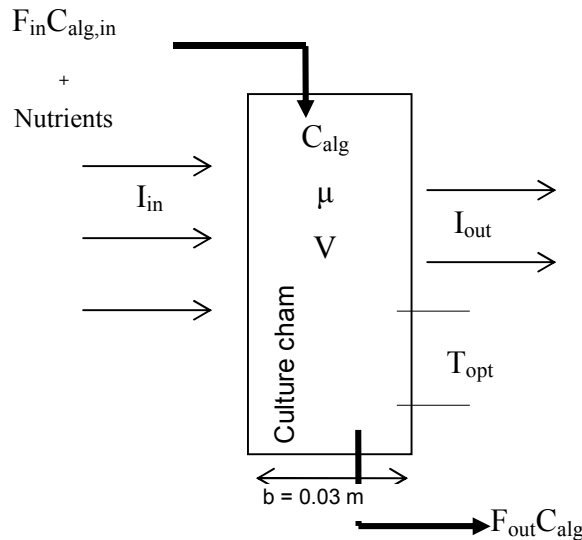
Rancangan *Optimal Input Design* dengan menggunakan pendekatan model berbasis optimasi untuk parameter estimasi adalah menjadi tantangan sekarang ini. Pada penelitian ini, intensitas cahaya dan laju pengenceran adalah *control input* utama dan input lainnya, seperti nutrisi dan suhu, tetap dalam kondisi yang optimal. Beberapa desain eksperimental telah banyak dilakukan dalam penelitian sebelumnya. Desain eksperimental yang menggunakan persamaan Monod dengan intensitas cahaya yang konstan dan laju pengenceran meningkat (*A-stat*) sebagai *input* telah digunakan dalam optimasi parameter budidaya mikroalga (Barbosa, *et al.*, 2003). Di sisi lain, rancangan percobaan lain yang menggunakan intensitas cahaya yang konstan dan penurunan laju pengenceran (*D-stat*) sebagai *input* telah digunakan untuk menentukan *yield* biomassa dan koefisien pemeliharaan bakteri *phototrophic* (Hoekema, *et al.*, 2006).

Desain eksperimental alternatif pada penelitian ini menggunakan *optimal parametric sensitivity control* dengan model Monod diharapkan dapat untuk

menemukan lintasan input yang optimal. Input tersebut kemudian digunakan untuk estimasi parameter dalam model (Stigter dan Keesman, 2004). Pendekatan untuk desain eksperimental ini diharapkan menghasilkan desain input terbaik yang dapat menghasilkan estimasi parameter budidaya yang akurat dengan *convidential interval* yang rendah.

Penelitian ini bertujuan untuk mendesain metode eksperimental untuk mendapatkan kinetika pertumbuhan alga yang lebih akurat dibandingkan dengan metode eksperimental konvensional dengan menggunakan model Monod.

Sebuah model matematika adalah suatu representasi sistem nyata yang biasanya terfokus pada satu set properti yang dipilih dan fitur yang terakhir. Model adalah komponen penting untuk metode proses rekayasa sistem, seperti simulasi, optimasi dan pengendalian. Model, biasanya diklasifikasi menjadi tiga kategori (Banga, dkk, 2003.), yaitu 1) *White-box model*, 2) *Data-driven* atau *black-box model*, dan 3) *Hybrid* atau *Grey-box Model*. *White-box model* berasal dari hubungan fisik dan kimia yang diketahui dan mencerminkan prinsip-prinsip yang mendasari serta mengatur perilaku proses. Adapun pada *data-driven* atau *black-box model*, tidak diketahui prosesnya, misalnya proses empiris pada alam, seperti jaringan syaraf tiruan, *time series*. Sementara, *Hybrid* atau *Grey-box Model* merupakan kombinasi kedua model sebelumnya.



Gambar 2. Fotobioreaktor alga

Pada **Gambar 2**, konsentrasi alga (C_{alg}) dalam $[gl^{-1}]$, laju aliran cairan masuk atau keluar fotobioreaktor (F) dalam $[lh^{-1}]$, laju pertumbuhan spesifik alga (μ) dalam $[h^{-1}]$, kapasitas volume fotobioreaktor (V) dalam $[l]$, dan intensitas cahaya (I) dalam $[\mu mol/m^2s]$.

Pada umumnya, untuk mengembangkan model, komponen yang terlibat dalam sistem fotobioreaktor diidentifikasi dan dapat digambarkan dengan prinsip keseimbangan massa.

$$[mass\ accumulation] = [mass\ flow\ in] - [mass\ flow\ out] \pm [mass\ production\ or\ consumption]$$

$$\frac{d[VC_{Alg}]}{dt} = F_{in} C_{Alg,in} - F_{out} C_{Alg} + \mu C_{Alg} V \dots \dots \dots (1)$$

Perubahan volume adalah perbedaan antara debit masuk dan debit keluar:

$$\frac{dV}{dt} = F_{in} - F_{out} \dots \dots (2)$$

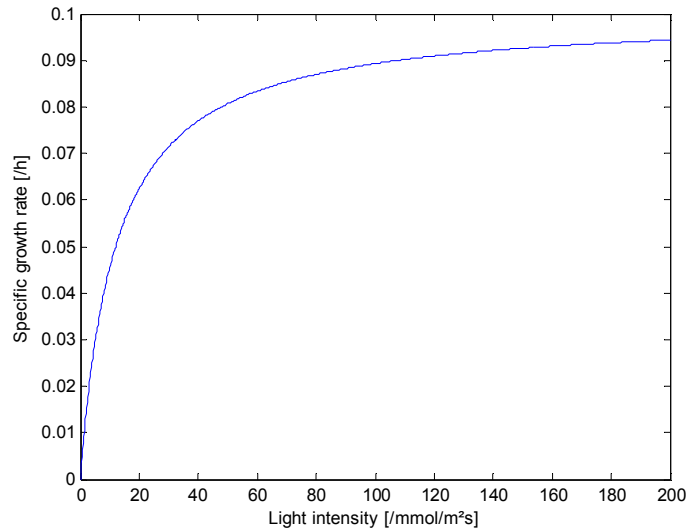
Jika disubstitusikan ke Persamaan 1 dengan $C_{Alg,out} = C_{Alg}$ dan $C_{Alg,in} = 0$, sehingga:

$$\frac{dC_{Alg}}{dt} = \mu C_{Alg} - \frac{F_{in}}{V} C_{Alg} \dots \dots (3)$$

Pada Persamaan 3, Perubahan konsentrasi alga bergantung pada dua hal yaitu laju pengenceran ($D = \frac{F}{V}$) dan laju pertumbuhan spesifik alga maksimum (μ) yang tergantung juga dari ekspresi kinetiknya. Ekspresi kinetik adalah bagiadari model yang menentukan jumlah produksi atau konsumsi di dalam sistem

bioreaktor. Persamaan Michaelis-Menten adalah persamaan yang paling umum digunakan dalam biologi, kimia, farmakologis, dan proses medis untuk menjelaskan fenomena kejenuhan dan pertama kali diterapkan dalam mikrobiologi oleh Monod (Holmberg, 1982). Persamaan ini juga digunakan sebagai model kinetik pertumbuhan dengan pembatasan cahaya yang melibatkan μ_{max} sebagai laju pertumbuhan spesifik maksimum, K_I sebagai konstanta saturasi untuk intensitas cahaya, dan I adalah intensitas cahaya (Barbosa, *et al.*, 2003; Grima, *et al.*, 1994).

$$\mu = \mu_{max} \frac{I}{I + K_I} \dots \dots \dots (4)$$



Gambar 3. Laju pertumbuhan spesifik sebagai fungsi dari intensitas cahaya pada model Monod

Sehingga kombinasi dari persamaan 3 dan persamaan 4 menjadi:

$$\frac{dC_{Alg}}{dt} = \mu_{max} \frac{I}{I + K_I} C_{Alg} - \frac{F_{in}}{V} C_{Alg} \dots (5)$$

METODA PENELITIAN

Rancangan Penelitian

Penelitian simulasi rancangan ini dilakukan sesuai rancangan *Optimal Input Design* dengan menggunakan pendekatan model berbasis optimasi untuk parameter estimasi. Faktor intensitas cahaya dan laju pengenceran sebagai *control input* utama, factor input lain, yaitu nutrisi dan suhu, dijaga tetap dalam kondisi optimal

Rancangan Percobaan

Metode *optimal input design* adalah cara untuk menemukan perkiraan parameter dengan merancang lintasan optimal untuk input yang memaksimalkan fungsi sensitivitas parameter selama percobaan. Dalam rangka untuk memaksimalkan fungsi sensitivitas parameter, model dilengkapi dengan *state variable* tambahan yang terkait dengan

fungsi sensitivitas. Selanjutnya, fungsi biaya akan ditentukan untuk mengoptimalkan fungsi sensitivitas ini.

Fungsi sensitivitas parameter

Pada model parametrik, sensitivitas output terhadap parameter θ ($\partial y/\partial \theta$) menentukan seberapa akurat parameter dapat diperkirakan dari data input atau output. Berikut ini diasumsikan bahwa *state variable* secara langsung diamati sehingga $y(t) = x(t)$. Jika sensitivitas terhadap θ kecil atau bahkan nol, maka nilai parameter mungkin tidak dapat dipilih dengan baik atau urutan input $u(t)$ adalah tidak cukup kuat dan peka pada sensitivitas parametrik ini (Stigter dan Keesman, 2004).

Oleh karena itu, dengan menggunakan persamaan dinamis umum:

$$\dot{x} = f(x, u, \theta, t) \dots (6)$$

dan dengan asumsi parameter θ adalah *time invariant*, penurunan terhadap parameter θ and waktu t adalah:

$$\dot{x}_\theta(t) \approx \frac{\partial f}{\partial x} x_\theta(t) + \frac{\partial f}{\partial \theta} \dots (7)$$

dengan perubahan sensitivitas parameter terhadap waktu.

Penerapan definisi ini ke dalam model alga dan dengan menggunakan x_1

untuk konsentrasi alga C_{Alg} , maka persamaan model pertumbuhan kinetik Monod adalah :

$$\frac{dx_1}{dt} = \mu_{max} \frac{I}{I + K_I} x_1 - \frac{F_{in}}{V} x_1 \dots (8)$$

Jumlah fungsi sensitivitas tergantung pada jumlah parameter yang akan diestimasi. Pada penelitian ini, dua jenis parameter (μ_{max} and K_I) akan diestimasi. Sehingga, diperlukan *state variable* tambahan terhadap parameter K_I yaitu :

$$x_2 = \frac{\partial x_1}{\partial K_I}$$

$$\frac{dx_2}{dt} = -\frac{F}{V} x_2 + \mu_{max} \frac{I}{K_I + I} x_2 - \mu_{max} \frac{I}{(K_I + I)^2} x_1 \dots (9)$$

Dan *state variable* tambahan terhadap parameter μ_{max} yaitu $x_3 = \frac{\partial x_1}{\partial \mu_{max}}$

$$\frac{dx_3}{dt} = -\frac{F}{V} x_3 + (x_3 \mu_{max} + x_1) \frac{I}{K_I + I} \dots (10)$$

Fungsi biaya

Secara umum, optimasi memiliki fungsi biaya (J) yang bisa diformulasikan:

$$J = \phi[x(t_f)] + \int_{t_0}^{t_f} L(x, u, t) dt \dots (11)$$

dimana $\phi[x(t_f)]$ adalah *terminal condition* and $L(x, u, p)$ adalah *running cost*; dengan waktu awal t_0 , waktu selesai t_f , dan kondisi awal $x(t_0)$ telah diketahui.

Pada *optimal input design*, sensitivitas parametrik dari *state variable* tambahan perlu dievaluasi tiap saat dengan memasukkannya dalam *running cost* sebagai bagian dari fungsi biaya. Faktor pembobot (q) juga ditambahkan untuk membuat prioritas selama optimasi. Untuk mengoptimalkan fungsi biaya terhadap waktu, dapat ditambahkan sebagai salah satu *state variabel* tambahan, dan dikenal

sebagai formulasi Mayer. Definisi fungsi biaya kuadrat adalah sebagai berikut:

$$J = x_{n+1} = \int_{t_0}^{t_f} (q_1 s_1^2 + q_2 s_2^2 + \dots + q_n s_n^2) dt \dots (12)$$

dimana q_i adalah faktor pembobot, s_i adalah sensitivitas parametrik, dan n adalah jumlah *state variables* tambahan.

Estimasi parameter

Ketika lintasan input yang optimal diperoleh lalu digunakan dalam model simulasi, maka data yang didapat dengan atau tanpa *noise* bisa digunakan untuk memperkirakan parameter dengan minimasi *error*. Dalam hal ini, fungsi Matlab *lsqnonlin* digunakan.

Sebuah perkiraan parameter yang baik harus memiliki presisi dan akurasi yang tinggi. Ketepatan parameter diperkirakan dapat dievaluasi dengan *confidential interval*, menggunakan fungsi *nlparci* pada Matlab.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Desain eksperimen dibuat berdasarkan model Monod dan beberapa konstanta didapat dari hasil studi sebelumnya dengan model *Dunaliella tertiolecta* dimana nilai $\mu_{max} = 0,09 \text{ h}^{-1}$; $K_I = 69,86 \text{ } \mu\text{mol.m}^{-2}.\text{s}^{-1}$; konsentrasi alga awal $x_1(0)$ sebesar 1 g.l^{-1} (Barbosa, *et al.*, 2003).

Sebagian alat untuk eksperimen memiliki penyediaan cahaya terbatas. Pada **Tabel 2**, berbagai sumber cahaya dari $0 \text{ } \mu\text{mol/m}^2\text{s}$ sampai $1500 \text{ } \mu\text{mol/m}^2\text{s}$ dipilih untuk batas atas pada lintasan input selama simulasi.

Tabel 2. Sumber cahaya buatan pada budidaya alga

Jenis sumber cahaya yang digunakan pada budidaya	Output maksimum
LED merah	2200 $\mu\text{mol/m}^2\text{s}$
LED merah/biru	2800 $\mu\text{mol/m}^2\text{s}$
Lampu halogen 60 tungsten	1500 $\mu\text{mol/m}^2\text{s}$

Sumber : Carsten Vejraska, *Kenniseenheid Agrotechniek & Voeding*

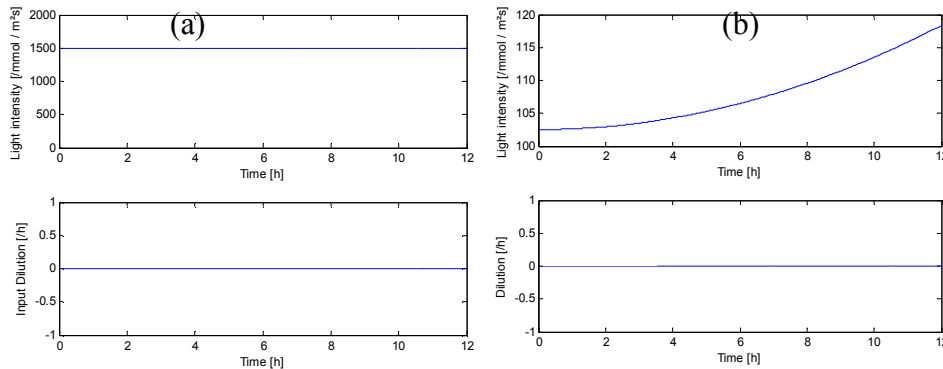
Pemilihan Faktor Pembobot

Persamaan 12 berisi dua faktor pembobot yaitu q_1 untuk sensitivitas K_I dan q_2 untuk sensitivitas μ_{max} yang mempengaruhi proses optimasi. Kemudian hasil optimasi dengan menggunakan $q_1:q_2 = 0:1$; $q_1:q_2 = 1:0$; dan $q_1:q_2 = 1:1$ sebagai faktor pembobot dibandingkan.

Pada **Gambar 4**, untuk $u_{max} = 1500$ $\mu\text{mol}/\text{m}^2\text{s}$, menunjukkan bahwa $q_1:q_2 = 0:1$ dan $q_1:q_2 = 1:1$ memiliki lintasan yang berhimpitan dengan batas atas dari intensitas cahaya. Pada $q_1:q_2 = 1:0$ memberikan lintasan intensitas cahaya yang meningkat secara unik. Untuk semua pilihan faktor bobot, laju pengenceran optimal adalah sama dengan nol. Hasil ini menunjukkan bahwa q_2 memiliki efek dominan pada optimasi ini. Hal ini terjadi

karena sensitivitas μ_{max} selalu jauh lebih tinggi dari pada sensitivitas K_I untuk semua pilihan faktor pembobot. Oleh karena itu, nilai fungsi biaya J didominasi oleh q_2 sehingga menjadi tinggi. Konsekuensi dari dominasi ini diperkirakan μ_{max} akan lebih akurat dalam estimasi dibandingkan K_I . Jika kita ingin estimasi K_I akurat maka nilai pembobot q_1 yang tinggi harus diberikan.

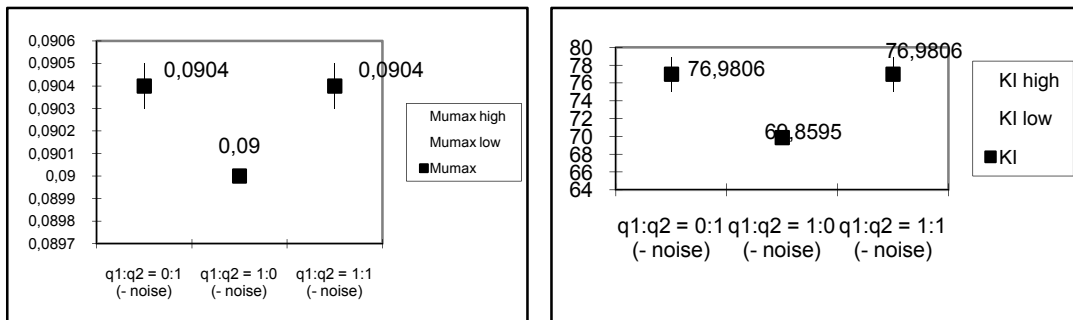
Hasil estimasi parameter didapatkan berdasarkan lintasan input dan lintasan output. Lintasan output yang digunakan dalam optimasi ini diperoleh dari lintasan input optimal dengan variasi faktor pembobot tanpa *noise*. Hasil yang diperoleh disajikan pada **Gambar 5**. Dengan memaksimalkan hanya sensitivitas K_I dengan pilihan $q_1:q_2 = 1:0$, estimasi yang akurat dan tepat diperoleh untuk kedua μ_{max} dan K_I .



Gambar 4. Lintasan input optimal dengan *continuous optimisation*: (a) $q_1:q_2 = 0:1$ yang berhimpitan dengan $q_1:q_2 = 1:1$ and (b) $q_1:q_2 = 1:0$

Penggunaan faktor pembobot dari dua pilihan yang lain, parameter μ_{max} hampir akurat diperkirakan, tetapi tidak akurat untuk K_I karena ada penyimpangan

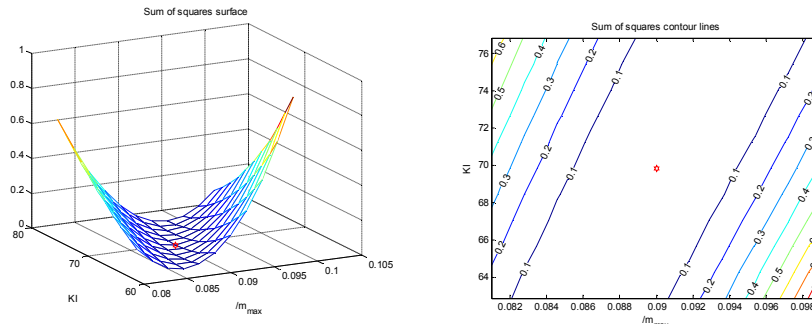
kecil hasil estimasi. Oleh karena itu, pemilihan faktor pembobot $q_1:q_2 = 1:0$ direkomendasikan untuk mengestimasi yang lebih baik dari kedua parameter.



Gambar 5. Estimasi parameter untuk kombinasi faktor pembobot tanpa *noise*

Pada **Gambar 6**, garis kontur menunjukkan bahwa berbagai kemungkinan kombinasi parameter dapat ditemukan karena adanya korelasi yang kuat diantara dua

parameter. optimasi terhadap fungsi sensitivitas ini dapat meningkatkan kualitas estimasi tetapi tidak membatalkan korelasi antara dua parameter tersebut.



Gambar 6. *Sum of squares contour lines* continuous optimisation dengan $q_1:q_2 = 1:0$

Pengujian ini dilanjutkan dengan penerapan 1% *relatif random noise* pada output sebagai konsekuensi dari kesalahan pengukuran. Setelah itu, parameter diestimasi dengan menggunakan lintasan input optimal dengan pilihan faktor pembobot yang berbeda. Dari percobaan didapatkan bahwa hasil estimasi parameter tidak akurat untuk semua pilihan faktor pembobotan. Namun, pilihan $q_1:q_2 = 1:0$ tetap memberikan *confidentia linterval* terendah di antara pilihan lainnya. Oleh karena itu, pilihan faktor pembobotan ini baik digunakan untuk estimasi parameter dari lintasan output yang memiliki *noise*.

Intensitas Cahaya dan Laju Pengenceran Selama Optimasi

Pada **Gambar 4** bisa diamati bahwa laju pengenceran optimal adalah nol untuk semua pilihan faktor pembobot. Hasil ini adalah logis jika memperhatikan Persamaan 9 dan 10, dimana istilah laju pengenceran ($D=F/V$) berkontribusi negatif pada maksimalisasi sensitivitas μ_{max} dan K_I . Dari hasil lain diperoleh lintasan intensitas cahaya optimal yang unik tergantung dari pemilihan faktor pembobot. Hal ini juga merupakan hasil yang logis dari Persamaan 9 dan 10, bahwa intensitas cahaya (I) memiliki kontribusi yang kuat untuk memaksimalkan sensitivitas μ_{max} dan K_I .

Perbandingan antara Lintasan Optimal dan Lintasan Intuitif

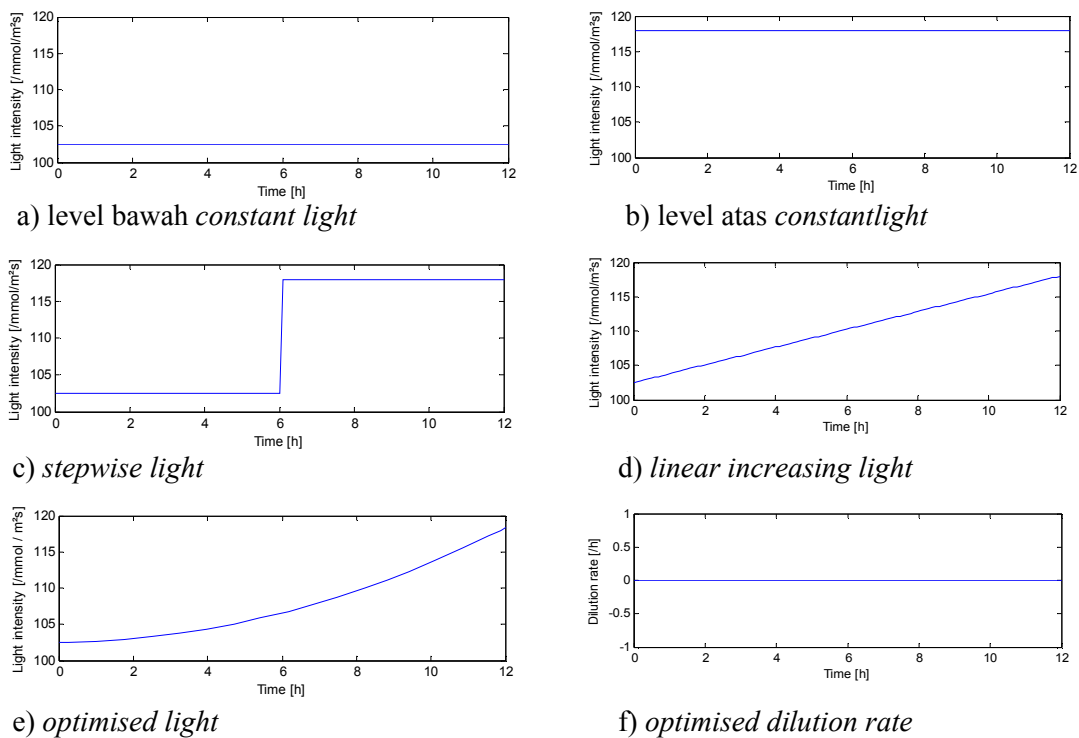
Lintasan input optimal dengan prioritas faktor pembobot pada K_I , dibandingkan dengan lintasan yang digunakan dalam praktek pada umumnya. Tiga jenis lintasan diaplikasikan dengan nilai-nilai yang didapatkan dari lintasan optimal, yaitu (**Gambar 7**) : 1) Intensitas cahaya konstan (*constant light*) pada level bawah dari hasil optimasi ($102,5 \mu\text{mol.m}^{-2}\text{s}^{-1}$), sedang pada level atas dari hasil optimasi ($118 \mu\text{mol.m}^{-2}\text{s}^{-1}$); 2) intensitas cahaya bertahap (*stepwise light*) dengan level bawah dan level atas dari lintasan optimal; 3) intensitas cahaya linier meningkat (*linear increasing light*) dari level bawah sampai level atas dari lintasan optimal. Untuk semua kasus di atas, dipilih laju pengenceran optimal adalah nol.

Lintasan input di atas kemudian digunakan dalam simulasi budidaya selama 12 jam. Sejumlah 101 titik data konsentrasi alga diambil dari lintasan output tanpa tambahan *noise* sebagai data pengukuran. Kemudian, estimasi parameter diperoleh dari perbandingan data tersebut dengan lintasan output model. **Gambar 8** menunjukkan bahwa parameter untuk kedua parameter dapat diperkirakan secara akurat kecuali untuk dua jenis lintasan input cahaya konstan. Hasil estimasi parameter dengan input cahaya bertahap, linier

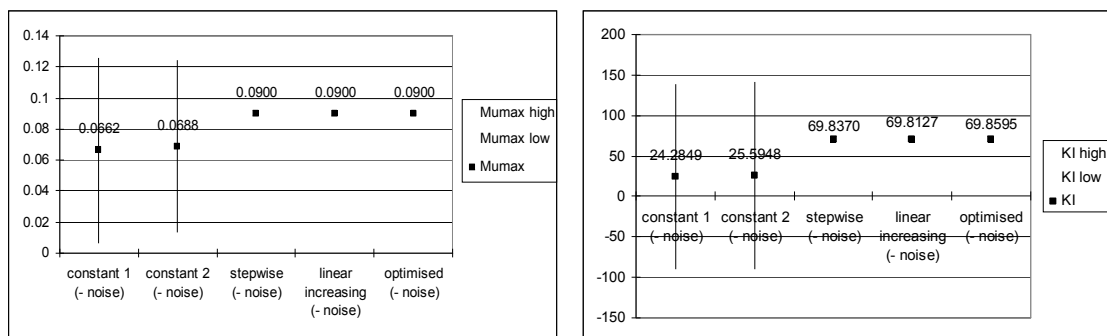
meningkat, dan lintasan input optimal secara rinci dapat dilihat pada **Gambar 15**.

Hasil percobaan menunjukkan bahwa nilai estimasi μ_{max} adalah tepat dan akurat jika diestimasi dengan menggunakan tiga jenis lintasan input terakhir. Nilai estimasi K_I akurat dengan *confidential interval* terendah hanya jika diestimasi memakai lintasan input optimal (**Gambar 9**). Oleh karena itu, estimasi parameter memakai lintasan input optimal dengan memaksimalkan nilai fungsi biaya memberikan hasil terbaik dalam kondisi tanpa *noise*.

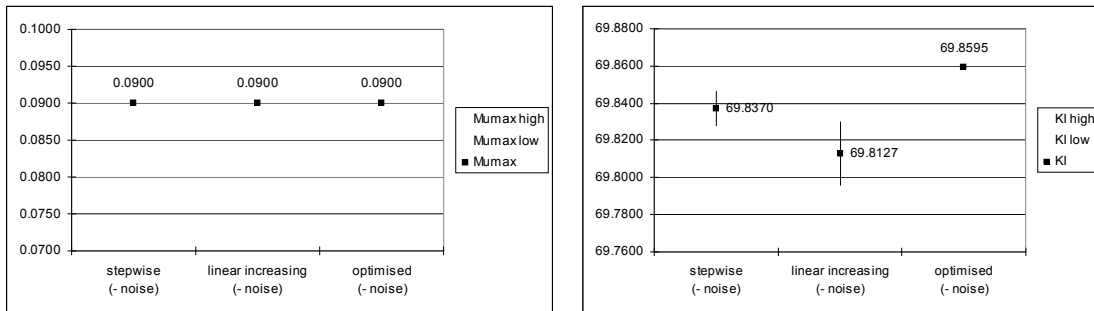
Pengujian yang sama juga dilakukan dengan penambahan *noise* relatif 1% sebagai perturbasi pada output untuk tiga jenis lintasan intensitas cahaya (**Gambar 10**). Karena tidak ada *noise filtering* untuk estimasi parameter, maka tak ada parameter yang akurat diperkirakan dengan tiga jenis lintasan input. Selain itu, penyimpangan besar terjadi pada parameter yang diestimasi. Namun, dapat dikatakan bahwa lintasan input optimal dapat mengurangi pengaruh *noise* dan memberikan *confidential interval* terendah di antara lintasan input lainnya.



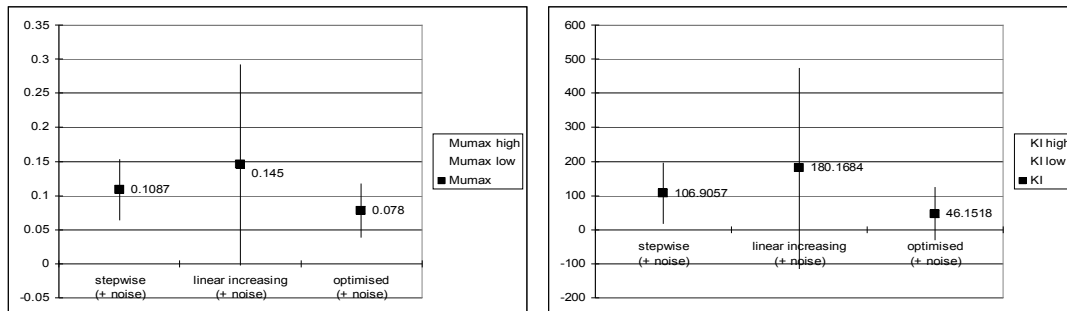
Gambar 7. Input cahaya konstan, *stepwise*, linear meningkat, and lintasan optimal dengan model Monod selama 12 jam budidaya



Gambar 8. Estimasi parameter tanpa *noise* untuk 5 jenis input selama 12 jam budidaya



Gambar 9. Estimasi parameter tanpa *noise* untuk 3 jenis input selama 12 jam budidaya



Gambar 10. Estimasi parameter dengan *noise* untuk 3 jenis input selama 12 jam budidaya

Untuk desain eksperimen tanpa *noise* dengan input intuitif dari eksperimen menggunakan model Monod, estimasi parameter terbaik diperoleh dengan menggunakan lintasan input optimal. Strategi input cahaya bertahap dan linier meningkat lebih baik daripada memakai input cahaya konstan. Penggunaan rentang nilai intensitas cahaya, laju pertumbuhan (μ) dapat diperoleh dengan estimasi laju pertumbuhan spesifik maksimum (μ_{max}) dan konstanta saturasi untuk cahaya (K_I). Hasil pengujian menunjukkan bahwa μ_{max} terbaik dapat diestimasi dari tingkat intensitas cahaya yang tinggi dan K_I yang terbaik dapat diestimasi dari tingkat intensitas cahaya yang rendah.

KESIMPULAN

Pada model Monod, hasil terbaik dari estimasi dua parameter pertumbuhan alga, yaitu laju pertumbuhan spesifik maksimum (μ_{max}) dan konstanta saturasi untuk cahaya (K_I) diperoleh dengan memberi prioritas faktor pembobot terhadap fungsi sensitivitas K_I .

Meskipun lintasan untuk sensitivitas yang optimal telah dikembangkan, hasil estimasi menunjukkan adanya korelasi yang tinggi antara dua parameter tersebut. Sehingga optimasi terhadap fungsi sensitivitas ini dapat meningkatkan kualitas estimasi tetapi tidak membatalkan korelasi antara dua parameter tersebut.

Perkiraan parameter yang akurat dan tepat dapat diperoleh dengan estimasi parameter menggunakan model kinetik pertumbuhan Monod tanpa *noise*. Namun, jika data pengukuran terdapat *noise* maka keakuratan hasil akan turun. Oleh karena itu, *noise filtering* diperlukan untuk meminimalkan efek *noise* untuk estimasi parameter.

DAFTAR PUSTAKA

- Banga JR, Balsa-Canto E, Moles CG, Alonso AA. (2003). Improving food processing using modern optimization methods. *Trends in Food Science & Technology* 14(4):131-144.
- Baquerisse D, Nouals S, Isambert A, dos Santos PF, Durand G. (1999).

- Modelling of a continuous pilot photobioreactor for microalgae production. *Journal of Biotechnology* 70(1-3):335-342.
- Barbosa MJ, Hoogakker J, Wijffels RH. (2003). Optimisation of cultivation parameters in photobioreactors for microalgae cultivation using the A-stat technique. *Biomolecular Engineering* 20(4-6):115-123.
- Barbosa MJ, Zijffers JW, Nisworo A, Vaes W, Schoonhoven Jv, Wijffels RH. (2005). Optimization of biomass, vitamins, and carotenoid yield on light energy in a flat-panel reactor using the A-stat technique. *Biotechnology and Bioengineering* 89 (2):233-242.
- Benson BC, Gutierrez-Wing MT, Rusch KA. (2007). The development of a mechanistic model to investigate the impacts of the light dynamics on algal productivity in a Hydraulically Integrated Serial Turbidostat Algal Reactor (HISTAR). *Aquacultural Engineering* 36(2):198-211.
- Bryson AE. (1999). *Dynamic optimization*. Menlo Park, CA: Addison Wesley Longman.
- Chisti Y. (2007). Biodiesel from microalgae. *Biotechnology Advances* 25(3) :294-306.
- Chisti Y. (2008). Biodiesel from microalgae beats bioethanol. *Trends in Biotechnology* 26(3):126-131.
- Grima EM, Camacho FG, Pérez JAS, Sevilla JMF, Fernández FGA, Gómez AC. (1994). A mathematical model of microalgal growth in light-limited chemostat culture. *Journal of Chemical Technology & Biotechnology* 61(2):167-173.
- Guschina IA, Harwood JL. (2006). Lipids and lipid metabolism in eukaryotic algae. *Progress in Lipid Research* 45(2): 160-186.
- Hoekema S, Douma RD, Janssen M, Tramper J, Wijffels RH. (2006). Controlling light-use by *Rhodobacter capsulatus* continuous cultures in a flat-panel photobioreactor. *Biotechnology and Bioengineering* 95(4):613-626.
- Holmberg A. (1982). On the practical identifiability of microbial growth models incorporating Michaelis-Menten type nonlinearities. *Mathematical Biosciences* 62(1):23-43.
- Rorrer GL, Mullikin RK. (1999). Modeling and simulation of a tubular recycle photo-bioreactor for macroalgal cell suspension cultures. *Chemical Engineering Science* 54(15-16):3153-3162.
- Stigter JD, Keesman KJ. (2004). Optimal parametric sensitivity control of a fed-batch reactor. *Automatica* 40(8): 1459-1464.
- Versyck KJ, Claes JE, Impe JFV. (1997). Practical Identification of Unstructured Growth Kinetic by Application of Optimal Experimental Design. *Biotechnology Progress* 13(5):524-531.