



UNIVERSITAS MULAWARMAN

ORASI ILMIAH GURU BESAR
UNIVERSITAS MULAWARMAN

Prof. Dr. Darnah, S.Si, M.Si.

BIOSTATISTIKA ADAPTIF: MODEL LOCAL LINEAR
MULTI-PREDICTOR POISSON REGRESSION
SEBAGAI INSTRUMEN ANALITIK DALAM
PERSPEKTIF SUSTAINABLE DEVELOPMENTS
GOALS (SDGs)

27 September 2025
GOR 27 September, Universitas Mulawarman

FOTO ORATOR



Prof. Dr. Darnah, S.Si, M.Si.

DAFTAR ISI

FOTO ORATOR.....	ii
DAFTAR ISI	iii
SINOPSIS	1
ORASI ILMIAH	2
A. Analisis Regresi	5
B. Regresi Poisson.....	6
C. Fungsi Kernel dan Bandwidth	9
D. Estimator Lokal Linier.....	11
E. Estimator Likelihood Lokal pada Regresi Poisson.....	13
F. Metode <i>Newton-Raphson</i>	17
G. <i>Bandwidth</i> Optimal.....	19
H. Hasil Pengembangan Teori	21
I. Analisis Kasus Stunting Kalimantan Timur..	26
J. Kesimpulan	34
DAFTAR PUSTAKA.....	35
UCAPAN TERIMA KASIH	40
CURRICULUM VITAE.....	43

SINOPSIS

Model *Local Linear Multi-Predictor Poisson Regression* merupakan pengembangan dari regresi Poisson multi prediktor dengan pendekatan nonparametrik berbasis kernel lokal. Estimasi dilakukan dengan metode *locally weighted maximum likelihood*, dan *bandwidth* optimal dipilih berdasarkan nilai *Maximum Likelihood Cross Validation* (MLCV). Model ini dirancang untuk menganalisis data diskrit (*count data*) yang bersifat spasial dan heterogen, sehingga mampu menggambarkan pola lokal secara lebih tajam dibandingkan pendekatan model global.

Estimasi yang disesuaikan pada setiap titik observasi memungkinkan model ini merespons fluktuasi lokal secara lebih akurat dibandingkan pendekatan global yang cenderung meratakan dan mengaburkan pola khas tiap wilayah.

SDGs menekankan pentingnya keadilan dan sensitivitas terhadap perbedaan wilayah. Oleh karena itu, kita tidak bisa menyelesaikan persoalan global dengan model yang mengabaikan lokalitas. Kita butuh pendekatan yang presisi, adaptif, dan berbasis bukti. Model ini dapat digunakan untuk mengidentifikasi wilayah prioritas, mengevaluasi efektivitas program berbasis lokasi, dan merancang kebijakan yang lebih tepat sasaran.

Dalam implementasinya, model ini telah diaplikasikan pada kasus stunting di Kalimantan Timur. Implikasi pendekatan ini menjadi fondasi analitik yang kuat dalam berbagai kasus di sektor kesehatan, lingkungan, ekonomi, dan sosial. Melalui peran biostatistika adaptif, kompleksitas data sosial dapat diterjemahkan secara lebih presisi untuk mendukung intervensi kebijakan yang berdampak.

ORASI ILMIAH

Bismillahirrahmanirrahim,
Assalamu'alaikum warahmatullahi wabarakatuh.
Selamat pagi dan salam sejahtera bagi kita semua.

Yang kami hormati Ketua dan Sekretaris Senat, serta seluruh Anggota Senat Universitas Mulawarman, Bapak Rektor & Bapak Ibu Wakil Rektor, Bapak Ibu Dekan & Wakil Dekan, Bapak Ibu Ketua & Sekretaris Jurusan, Koordinator Program Studi, Bapak Ibu Guru Besar, Bapak Ibu Dosen serta seluruh undangan yang berbahagia.

Alhamdulillah, sama-sama kita bersyukur kepada Allah SWT atas segala nikmat-Nya sehingga kita berkesempatan hadir dalam suasana yang penuh kehormatan dan semangat intelektual. Sholawat dan salam semoga selalu tercurah kepada junjungan kita Nabi Muhammad SAW, kepada keluarganya, sahabat-sahabatnya, serta pengikutnya sampai akhir zaman.

Bapak Ibu hadirin sekalian, merupakan kehormatan besar bagi saya sebagai akademisi yang berkecimpung dalam bidang **Biostatistika** untuk berdiri di hadapan forum yang terhormat ini. Dengan penuh rasa syukur dan kerendahan hati, mohon izin saya menyampaikan orasi ilmiah yang berjudul:

Biostatistika Adaptif: Model Local Linear Multi-Predictor Poisson Regression sebagai Instrumen Analitik dalam Perspektif Sustainable Developments Goals (SDGs).

Di tengah tantangan global seperti penyakit menular, malnutrisi, hingga disparitas layanan kesehatan, diperlukan pendekatan analitik yang tidak hanya kuat secara teoritik, tetapi juga adaptif terhadap konteks lokal dan realitas sosial. Di tengah dunia yang bersifat

dinamis, model-model statistik yang statis tidak lagi memadai.

Melalui penelitian ini, kami mengembangkan model Local Linear Multi-Predictor Poisson Regression, menggunakan pendekatan locally kernel weighted maximum likelihood estimator serta pemilihan bandwidth optimal menggunakan Maximum Likelihood Cross Validation (MLCV). Model ini memungkinkan kita menangkap variasi lokal dalam count data, seperti jumlah kasus penyakit, kasus stunting, kunjungan layanan kesehatan, atau intervensi imunisasi.

Dengan estimasi yang disesuaikan di setiap titik observasi, model ini jauh lebih responsif terhadap fluktuasi lokal dibandingkan pendekatan global yang cenderung merata dan mengaburkan pola unik di setiap wilayah.

SDGs mengamanatkan pendekatan yang berbasis data, berbasis bukti, dan sensitif terhadap ketimpangan. Kita tidak bisa menyelesaikan persoalan global dengan model yang mengabaikan lokalitas. Kita butuh pendekatan yang presisi, dapat mengidentifikasi wilayah berdasarkan urgensinya, mengevaluasi efektivitas intervensi berbasis lokasi, dan membantu menyusun kebijakan yang tepat sasaran.

Hadirin yang saya hormati, dalam implementasinya, model ini telah kami aplikasikan pada kasus stunting di Kalimantan Timur. Implikasi pendekatan ini menjadi landasan analitik yang kuat dalam berbagai kasus di sektor kesehatan, lingkungan, pendidikan, bahkan perencanaan kota selama berupa count data dan bersifat lokal. Di sinilah biostatistika adaptif mengambil perannya: sebagai navigasi ilmiah yang menuntun kita menerjemahkan kompleksitas sosial menjadi arah intervensi yang berdampak.

Hadirin yang saya hormati, sebagai penutup saya mengucapkan terima kasih yang setinggi-tingginya Kepada Pemerintah Republik Indonesia dalam hal ini Kementerian Pendidikan Tinggi, Sains, dan Teknologi atas pemberian penghargaan sebagai Guru Besar di Bidang Biostatistika. Penghargaan dan ucapan terima kasih, kami sampaikan kepada Rektor Universitas Mulawarman, Bapak Prof. Dr. Ir. H. Abdunnur, M.Si., IPU., ASEAN Eng, serta Bapak Ibu Wakil Rektor, Ketua Senat, Bapak Prof. Dr. H. Muh. Amir Masruhim, M.Kes., Sekretaris dan seluruh anggota Senat Universitas Mulawarman atas kepercayaan dan dukungannya. Penghargaan dan ucapan terima kasih, kami sampaikan kepada Dekan Fakultas MIPA, Ibu Dr. Dra. Hj. Ratna Kusuma, M.Si. beserta Wakil Dekan, Ketua Senat, Ibu Dr. Eva Marlina, M.Si, Sekretaris dan Anggota Senat Fakultas MIPA serta seluruh Sivitas Akademika Fakultas MIPA.

Rasa terima kasih saya sampaikan kepada kedua orang tua saya, Bapak Andi Nohe dan Almarhum Ibu Andi Donno, saudara-saudara saya: Andi Muttiara, Andi Nahdar, Andi Dahring, Andi Darniah, Andi Darman, serta suami tercinta Imam Rofii, anak-anak saya Andi Syaifullah Al Maslulil Agri, Andi Ahmad Dzaky Palewai Agri, Andi Muhammad Akhtar Al Fadi Agri, dan Andi Farzan Rayhan Shakeil Agri serta seluruh keluarga besar atas doa dan dukungannya hingga pencapaian jabatan ini.

Demikian penyampaian orasi ilmiah Guru Besar ini, semoga orasi ini dapat memperkuat komitmen kita terhadap riset yang bermakna, kolaborasi inter disiplin, dan kontribusi nyata bagi pembangunan berkelanjutan. Wassalamu alaikum warahmatullahi wabarakatuh.

A. Analisis Regresi

Analisis regresi merupakan salah satu analisis yang digunakan untuk menggambarkan hubungan fungsional antara variabel prediktor dan variabel respon dengan tujuan utama adalah mengetahui kontribusi setiap nilai variabel prediktor terhadap variabel respon (Fan & Gijbels, 1996). Misalkan y adalah variabel respon dan x adalah variabel prediktor, maka model regresi yang menggambarkan hubungan fungsional antara satu variabel respon (uni-respon) y dan variabel prediktor x dapat dituliskan sebagai berikut:

$$y = m(x) + \varepsilon \quad (1)$$

Residual ε diasumsikan berdistribusi normal dengan rata-rata 0 dan variansi σ^2 atau $N(0, \sigma^2)$.

Menurut Eubank (1999), fungsi $m(\cdot)$ pada persamaan (1) disebut fungsi regresi. Fungsi $m(\cdot)$ dapat diestimasi dengan menggunakan pendekatan regresi parametrik dan regresi nonparametrik. Pada pendekatan regresi parametrik, bentuk fungsi regresi $m(\cdot)$ diketahui sehingga yang diestimasi adalah nilai parameternya. Pada pendekatan regresi nonparametrik, $m(\cdot)$ merupakan fungsi *smooth* yang tidak dispesifikasikan bentuknya dan diestimasi menggunakan metode *smoothing* tertentu (Hastie & Tibshirani, 1986). Menurut Eubank (1999), fungsi regresi $m(\cdot)$ merupakan fungsi kontinu dan *differensiable*.

Variabel respon y pada persamaan (1) dapat berupa variabel random kontinu atau variabel random diskrit. Beberapa model regresi dengan variabel respon diskrit antara lain regresi Poisson, regresi *Generalized Poisson*, dan regresi Binomial Negatif. Menurut Santos

& Neves (2008), model regresi yang populer digunakan pada variabel respon diskrit adalah regresi Poisson. Pemodelan regresi Poisson tidak hanya melibatkan satu variabel respon karena seringkali ditemukan fenomena yang melibatkan beberapa variabel respon, misalnya jumlah kunjungan konsultasi dokter dan tenaga kesehatan bukan dokter (Famoye, 2010), jumlah kunjungan konsultasi klinik umum dan klinik spesialis (AlMuhayfith *et al.*, (2016), dan tipe klaim pada bidang asuransi (Bermudez & Karlis, 2011). Analisis regresi Poisson yang melibatkan satu variabel respon dengan satu atau lebih variabel prediktor disebut regresi Poisson unirespon. Regresi Poisson yang melibatkan dua variabel respon yang saling berkorelasi dengan satu atau lebih variabel prediktor disebut regresi Poisson birespon. Perluasan dari regresi Poisson birespon adalah regresi Poisson multirespon, yaitu regresi Poisson yang melibatkan lebih dari dua variabel respon dengan satu atau lebih variabel prediktor.

B. Regresi Poisson

Misalkan Y_i adalah variabel random diskrit dengan parameter θ_i untuk $i=1,2,L,n$. Jika Y_i berdistribusi Poisson, maka fungsi kepadatan peluangnya adalah (Ismail & Jemain, 2007):

$$P(Y_i = y_i) = f(y_i) = \frac{\theta_i^{y_i} \exp(-\theta_i)}{y_i!}, y_i = 0,1,2,K \quad (2)$$

dengan rata-rata dan variansi adalah

$$E(Y_i) = Var(Y_i) = \theta_i. \quad (3)$$

Regresi Poisson termasuk dalam *Generalized Linear Models* (GLMs). Menurut Myers *et al.*, (2010), GLMs merupakan perluasan dari model linier klasik. Pada model linier klasik, variabel respon dalam model regresi mengikuti distribusi normal dan hubungan antara variabel respon dengan variabel prediktor bersifat linier. Pada GLMs, memungkinkan variabel respon mengikuti distribusi normal dan tidak normal yang termasuk dalam keluarga eksponensial yaitu distribusi normal, binomial, Poisson, geometrik, negatif binomial, eksponensial, dan gamma. Hubungan antara rata-rata variabel respon dengan variabel prediktor dapat bersifat tidak linier. GLMs dispesifikasikan oleh tiga buah komponen, yaitu: komponen random, komponen sistematis, dan fungsi penghubung.

Komponen random adalah suatu komponen yang mengidentifikasi distribusi peluang dari variabel respon berasal dari keluarga eksponensial. Menurut Walpole *et al.*, (2011), suatu variabel random Y merupakan anggota keluarga eksponensial jika dapat dinyatakan dalam fungsi kepadatan peluang berikut:

$$f(y; \theta, \varphi) = \exp\left(\frac{y\theta - b(\theta)}{a(\varphi)} + c(y, \varphi)\right) \quad (4)$$

dengan $a(\cdot)$, $b(\cdot)$ dan $c(\cdot)$ merupakan fungsi spesifik.

Komponen sistematis dari GLMs berkaitan dengan prediktor linier sebagai fungsi dari variabel prediktor yaitu:

$$\eta_i = x_i^T \beta = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_p x_p \quad (5)$$

Pada komponen sistematis, fungsi dari variabel prediktor diasumsikan berbentuk linier.

Komponen terakhir dari GLMs adalah fungsi penghubung (*link function*). Misalkan g merupakan suatu fungsi yang linier yang menghubungkan antara

mean variabel respon dan variabel prediktor, fungsi g dapat dituliskan sebagai berikut:

$$g(\theta_i) = \eta_i = \beta_0 + \beta_1 x_1 + L + \beta_p x_p = x_i^T \beta \quad (6)$$

Hubungan antara rata-rata dan prediktor linier adalah:

$$\theta_i = g^{-1}(\eta_i) = g^{-1}(x_i^T \beta) \quad (7)$$

Fungsi penghubung yang digunakan untuk menjamin bahwa variabel yang diestimasi dari variabel respon bernilai non negatif adalah fungsi penghubung log yang dapat dituliskan sebagai berikut:

$$g(\theta_i) = \ln(\theta_i) = x_i^T \beta \quad (8)$$

sehingga:

$$\theta_i = \exp(x_i^T \beta). \quad (9)$$

Model regresi Poisson menunjukkan rata-rata dari distribusi Poisson. Menurut Santos & Neves (2008), rata-rata dari Y pada regresi Poisson dapat dituliskan sebagai berikut:

$$E(Y_i) = \theta_i = \exp(m(x_i)) \quad (10)$$

Seperti halnya pada persamaan (1), fungsi $m(\cdot)$ pada persamaan (9) merupakan fungsi regresi yang dapat didekati menggunakan pendekatan regresi parametrik dan pendekatan regresi nonparametrik. Pendekatan regresi parametrik pada model regresi Poisson merupakan pendekatan yang umum digunakan dengan mengasumsikan $m(\cdot)$ sebagai

fungsi linier seperti diberikan pada persamaan (7). Apabila peneliti menggunakan pendekatan regresi nonparametrik yang tidak mengasumsikan bentuk tertentu fungsi $m(\cdot)$ seperti, linier, kuadratik, dan eksponensial maka dapat memberikan fleksibilitas yang lebih besar terhadap bentuk yang mungkin dari fungsi $m(\cdot)$.

C. Fungsi Kernel dan Bandwidth

Pendekatan regresi nonparametrik dengan metode polinomial lokal dipengaruhi oleh fungsi Kernel dan *bandwidth* h . Fungsi Kernel merupakan fungsi bernilai real, kontinu, terbatas, dan simetris yang didefinisikan sebagai berikut (Wasserman, 2005):

$$K_h(x) = \frac{1}{h} K\left(\frac{x}{h}\right), \text{ untuk } -\infty < x < \infty \text{ dan } h > 0 \quad (11)$$

dan memenuhi sifat-sifat berikut:

- $K(x) \geq 0, \forall x.$
- $\int_{\mathfrak{R}} K(x) dx = 1$
- $\int_{\mathfrak{R}} xK(x) dx = 0$
- $\sigma_K^2 = \int_{\mathfrak{R}} x^2 K(x) dx > 0.$

Terdapat beberapa jenis fungsi Kernel yaitu:

- Kernel Boxcar,

$$K(x) = \frac{1}{2} I(x), \quad (12)$$

b. Kernel Gaussian,

$$K(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{x^2}{2}\right), \quad (13)$$

c. Kernel Epanechnikov,

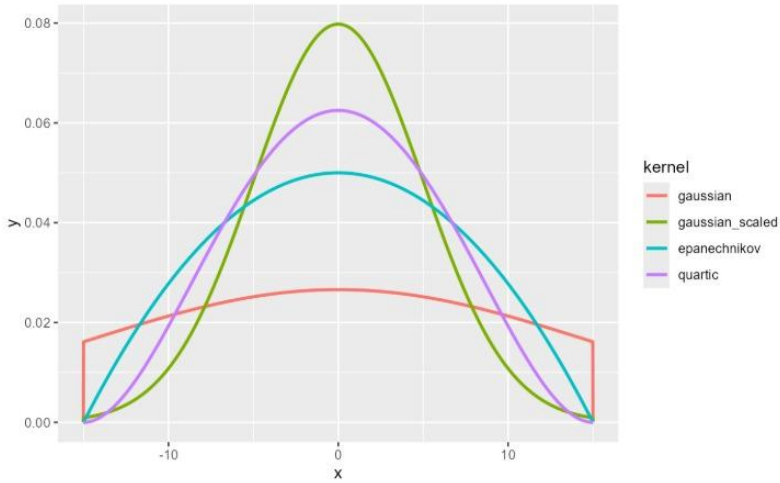
$$K(x) = \frac{3}{4}(1-x^2)I(x), \quad (14)$$

d. Kernel Tricube,

$$K(x) = \frac{70}{81}(1-|x|^3)^3 I(x), \quad (15)$$

dengan $I(x) = \begin{cases} 1, & \text{jika } |x| \leq 1. \\ 0, & \text{jika } |x| > 1. \end{cases}$

Gambar 1 menunjukkan beberapa jenis fungsi Kernel yang sering digunakan dalam pendekatan regresi nonparametrik.



Sumber: Yau, *et al.* (2020)

Gambar 1. Jenis Fungsi Kernel

D. Estimator Lokal Linier

Estimator lokal linier merupakan kasus khusus dari estimator polinomial lokal. Estimator polinomial lokal merupakan salah satu metode *smoothing* yang dapat digunakan sebagai pendekatan fungsi regresi $m(\cdot)$ (Fan & Gijbels, 1996). Estimator polinomial lokal dapat mengestimasi fungsi regresi $m(x_0)$ beserta turunannya, yaitu:

$$m'(x_0), m''(x_0), \dots, m^{(p)}(x_0) \quad (16)$$

Misalkan fungsi regresi $m(\cdot)$ memiliki turunan ke- $(p+1)$ pada titik x_0 maka fungsi regresi $m(\cdot)$ dapat didekati secara lokal dengan derajat polinomial p . Jika x berada di persekitaran x_0 , maka ekspansi Taylor dapat dituliskan sebagai berikut:

$$m(x) \approx m(x_0) + m'(x_0)(x - x_0) + \frac{m''(x_0)(x - x_0)^2}{2!} + \dots + \frac{m^{(p)}(x_0)(x - x_0)^p}{p!}$$

atau

$$m(x) \approx \sum_{j=0}^p \frac{m^{(j)}(x_0)}{j!} (x - x_0)^j \equiv \sum_{j=0}^p \beta_j(x_0) (x - x_0)^j; x \in (x_0 - h, x_0 + h)$$

Dengan

$$\beta_j(x_0) = \frac{m^{(j)}(x_0)}{j!}; j = 0, 1, 2, \dots, p.$$

Berdasarkan persamaan (16), untuk memperoleh estimasi parameter β_j yaitu $\hat{\beta}_j$ maka diambil sampel berpasangan (x_i, y_i) sebanyak n sampel. Estimasi parameter menggunakan metode kuadrat terkecil terboboti atau *Weighted Least Square* (WLS) yaitu dengan meminimumkan persamaan berikut:

$$\sum_{i=1}^n \left\{ y_i - \sum_{j=0}^p \beta_j(x_0) (x_i - x_0)^j \right\}^2 K_h(x_i - x_0); i = 1, 2, \dots, n$$

dengan $K(\cdot)$ adalah fungsi Kernel dan h adalah *bandwidth*, yaitu suatu konstanta positif yang mengontrol persekitaran lokal untuk menentukan kemulusan dari fungsi regresi. Berdasarkan persamaan (2.16), estimator turunan ke- j atau $m^{(j)}(x_0)$ pada fungsi regresi adalah:

$$\hat{m}^{(j)}(x_0) = j! \hat{\beta}_j(x_0); j = 0, 1, 2, \dots, p; \quad (18)$$

Sehingga untuk $j=0$, estimasi fungsi regresi pada titik x_0 adalah

$$\hat{m}(x_0) = \hat{\beta}_0(x_0) \quad (19)$$

Menurut Fan dan Gijbels (1996), jika derajat polinomial $p=1$ maka disebut estimator lokal linier. Estimator lokal linier dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\sum_{i=1}^n \{y_i - \beta_0(x_0) - \beta_1(x_0)(x_i - x_0)\}^2 K_h(x_i - x_0) \quad (20)$$

E. Estimator Likelihood Lokal pada Regresi Poisson

Estimator *likelihood* lokal dalam regresi nonparametrik diperkenalkan oleh Tibshirani & Hastie (1987). Estimator ini merupakan perluasan dari teknik *scatterplot smoothing* ke dalam model linier yang didasarkan pada fungsi *likelihood*.

Misalkan diambil sampel berpasangan (x_i, y_i) yang saling bebas, jika $X = x$ dan fungsi kepadatan dari Y adalah:

$$Y | x : f(Y, \theta) \quad (21)$$

dengan $\theta = m(x)$, maka fungsi *likelihood* persamaan (21) adalah:

$$l(m(x_1), m(x_2), \dots, m(x_n)) = \prod_{i=1}^n f(y_i, \theta_i) \quad (22)$$

dengan $\theta_i = m(x_i)$. Estimasi *likelihood* lokal pada $m(x_i)$ adalah:

$$\hat{m}(x_i) = \hat{\beta}_{0i}(x_0) + \hat{\beta}_{1i}(x_0)(x_i - x_0) \quad (23)$$

dengan $\hat{\beta}_{0i}$ dan $\hat{\beta}_{1i}$ adalah nilai yang memaksimumkan *likelihood* berikut:

$$l_i = \prod_{i=1}^n f(y_i, \beta_{0i}(x_0) + \beta_{1i}(x_0)(x_i - x_0)) \quad (24)$$

Jika $m(x_i)$ pada persamaan (9) diestimasi menggunakan metode maksimum *likelihood* lokal terbobot kernel (*locally kernel weighted maximum likelihood*), maka untuk data x_i yang berada di sekitar titik x_0 dengan *bandwidth* h , bentuk fungsi *likelihood* lokalnya adalah:

$$l_{i,h} = \prod_{i=1}^n f(y_i | x_i)^{K_h(x_i - x_0)} \quad (25)$$

Untuk kasus lebih dari satu variabel respon dan prediktor, bentuk fungsi *likelihood* lokalnya merupakan perluasan dari persamaan (25) dan dapat dituliskan sebagai berikut:

$$l_{i,h} = \prod_{i=1}^n f(y_{ri} | x_{0i}^r)^{\prod_{j=1}^p K_{hj}(x_{ij} - x_{0j})} ; r = 1, 2. \quad (26)$$

Berdasarkan persamaan (2), diperoleh fungsi *likelihood* berikut:

$$\begin{aligned}
 l(\theta(x_i) | y) &= \prod_{i=1}^n \frac{\theta(x_i)^{y_i} \exp(-\theta(x_i))}{y_i!} \\
 &= \frac{\prod_{i=1}^n \theta(x_i)^{y_i} \exp(-\sum_{i=1}^n \theta(x_i))}{\prod_{i=1}^n y_i!}
 \end{aligned} \tag{27}$$

$$l(m(x_i) | y) = \frac{\prod_{i=1}^n m(x_i)^{y_i} \exp(-\sum_{i=1}^n m(x_i))}{\prod_{i=1}^n y_i!}$$

Fungsi log *likelihood* dari persamaan (27) adalah:

$$L = \log l(m(x_i) | y) = \sum_{i=1}^n \{m(x_i)y_i - \exp(m(x_i)) - \ln(y_i!)\} \tag{28}$$

Jika fungsi $m(x_i)$ didekati dengan ekspansi Taylor derajat satu atau linear lokal pada titik x_i di sekitar x_0 , maka estimator *likelihood* lokal untuk $m(x_i)$ adalah:

$$m(x_i) \approx \exp[\beta_0(x_0) + \beta_1(x_0)(x_i - x_0)] \tag{29}$$

Fungsi log *likelihood* lokalnya adalah:

$$\begin{aligned}
 l(\beta_{0i}, \beta_{1i} | x_i, y_i, h) &= \sum_{i=1}^n \{ (m(x_i)y_i) \\
 &\quad - \exp(m(x_i)) - \ln(y_i!) \} K \frac{(x_i - x_0)}{h}
 \end{aligned} \tag{30}$$

Fungsi log *likelihood* lokal persamaan (30) dapat dituliskan sebagai berikut:

$$l(\beta_{0i}, \beta_{1i} | x_i, y_i, h) = \sum_{i=1}^n \left\{ (m(x_i) y_i) - \exp(m(x_i)) - \ln(y_i!) \right\} K \frac{(x_i - x_0)}{h} \quad (30)$$

$$l(.) = \sum_{i=1}^n \left\{ [\beta_0(x_0) + \beta_1(x_0)(x_i - x_0)] y_i - \exp[\beta_0(x_0) + \beta_1(x_0)(x_i - x_0)] - \ln(y_i!) \right\} K \frac{(x_i - x_0)}{h} \quad (31)$$

Estimator regresi Poisson *likelihood* lokal diperoleh dengan cara memaksimumkan fungsi *log likelihood* lokal pada persamaan (31) yaitu dengan menurunkannya terhadap parameter $\beta_0(x_0)$ dan $\beta_1(x_0)$ kemudian menyamakannya dengan nol. Turunan pertama $l(.)$ terhadap $\beta_0(x_0)$ adalah:

$$\frac{\partial l(.)}{\partial \beta_0(x_0)} = 0$$

$$\sum_{i=1}^n \left\{ y_i - \exp[\beta_0(x_0) + \beta_1(x_0)(x_i - x_0)] \right\} K \left(\frac{x_i - x_0}{h} \right) = 0 \quad (32)$$

$$\beta_0(x_0) = \ln \left[\frac{\sum_{i=1}^n \left\{ y_i K \left(\frac{x_i - x_0}{h} \right) \right\}}{\sum_{i=1}^n \left\{ \exp[\beta_1(x_0)(x_i - x_0)] K \left(\frac{x_i - x_0}{h} \right) \right\}} \right]$$

Selanjutnya turunan pertama $l(.)$ terhadap $\beta_1(x_0)$ adalah:

$$\frac{\partial l(.)}{\beta_1(x_0)} = 0$$

$$\sum_{i=1}^n \left\{ y_i(x_i - x_0) - (x_i - x_0) \exp[\beta_0(x_0) + \beta_1(x_0)(x_i - x_0)] \right\} K\left(\frac{x_i - x_0}{h}\right) = 0 \quad (32)$$

Jika persamaan (32) disubstitusi ke persamaan (33) maka akan diperoleh persamaan berikut:

$$\sum_{i=1}^n y_i(x_i - x_0) K\left(\frac{x_i - x_0}{h}\right) - \exp\left[\beta_0(x_0) + \beta_1(x_0)(x_i - x_0)\right] \left(x_i - x_0 \right) K\left(\frac{x_i - x_0}{h}\right) = 0$$

$$\ln \left[\frac{\sum_{i=1}^n \left\{ y_i K\left(\frac{x_i - x_0}{h}\right) \right\}}{n \sum_{i=1}^n \left\{ \exp(\beta_1(x_0)(x_i - x_0)) K\left(\frac{x_i - x_0}{h}\right) \right\}} \right] = 0 \quad (34)$$

Persamaan (34) tidak dapat diselesaikan secara langsung karena tidak linier dalam parameter sehingga dibutuhkan suatu metode iteratif. Menurut Cameron dan Travedi (1998), prosedur yang umum digunakan adalah *Iteratively Reweighted Least Squares* (IRLS). Prosedur ini dilakukan dengan metode *Newton-Raphson*.

F. Metode Newton-Raphson

Metode *Newton-Raphson* merupakan metode yang populer untuk menyelesaikan persamaan yang tidak linier dalam menentukan hampiran terhadap akar fungsi riil. Metode *Newton-Raphson* konvergen dengan cepat terutama bila iterasi dimulai cukup dekat

dengan akar yang diinginkan (Ehiwario & Aghamie, 2014).

Langkah-langkah dalam metode *Newton-Raphson* untuk mengestimasi parameter regresi Poisson adalah sebagai berikut (Agesti, 2002):

1. Menentukan nilai estimasi awal parameter $\hat{\beta}_{0\%}^{(0)}$ menggunakan metode *Ordinary Least Square* (OLS), yaitu:

$$\hat{\beta}_{0\%}^{(0)} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{Y}_{0\%};$$

dengan

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & L & x_{n1} \\ 1 & x_{12} & L & x_{n2} \\ M & M & O & M \\ 1 & x_{1n} & L & x_{nm} \end{bmatrix} \text{ dan } \mathbf{Y}_{0\%} = [y_1 \quad y_2 \quad L \quad y_n]^T.$$

2. Membentuk vektor gradien $\mathbf{g}_{0\%}$, yaitu:

$$\mathbf{g}_{0\%}^T = \left[\frac{\partial \ln L(\beta_{0\%})}{\partial \beta_{0\%}} \quad \frac{\partial \ln L(\beta_{0\%})}{\partial \beta_{1\%}} \quad L \quad \frac{\partial \ln L(\beta_{0\%})}{\partial \beta_{p\%}} \right] \quad (35)$$

p adalah banyaknya parameter yang diestimasi.

3. Membentuk matriks Hessian, yaitu:

$$\mathbf{H}_{(p+1) \times (p+1)} = \begin{pmatrix} \frac{\partial^2 \ln L(\beta)}{\partial \beta_0^2} & \frac{\partial^2 \ln L(\beta)}{\partial \beta_0 \beta_1} & \frac{\partial^2 \ln L(\beta)}{\partial \beta_0 \beta_p} \\ \frac{\partial^2 \ln L(\beta)}{\partial \beta_0 \beta_1} & \frac{\partial^2 \ln L(\beta)}{\partial \beta_1^2} & \frac{\partial^2 \ln L(\beta)}{\partial \beta_1 \beta_p} \\ \frac{\partial^2 \ln L(\beta)}{\partial \beta_0 \beta_p} & \frac{\partial^2 \ln L(\beta)}{\partial \beta_1 \beta_p} & \frac{\partial^2 \ln L(\beta)}{\partial \beta_p^2} \end{pmatrix} \quad (36)$$

simetris

- Memasukkan nilai $\hat{\beta}_{0\wedge}^{(0)}$ kedalam elemen-elemen vektor $\underline{g}_{0\wedge}$ dan matriks \mathbf{H} , sehingga diperoleh vektor

$$\underline{g}_{0\wedge}(\hat{\beta}_{0\wedge}^{(0)}) \text{ dan } \mathbf{H}(\hat{\beta}_{0\wedge}^{(0)}).$$

- Mulai dari $m = 0$ dilakukan iterasi pada persamaan berikut:

$$\hat{\beta}_{0\wedge}^{(m+1)} = \hat{\beta}_{0\wedge}^{(m)} - \mathbf{H}^{-1}(\hat{\beta}_{0\wedge}^{(m)}) \underline{g}_{0\wedge}(\hat{\beta}_{0\wedge}^{(m)})$$

Nilai $\hat{\beta}_{0\wedge}^{(m)}$ merupakan sekumpulan penaksir parameter yang konvergen pada iterasi ke- m .

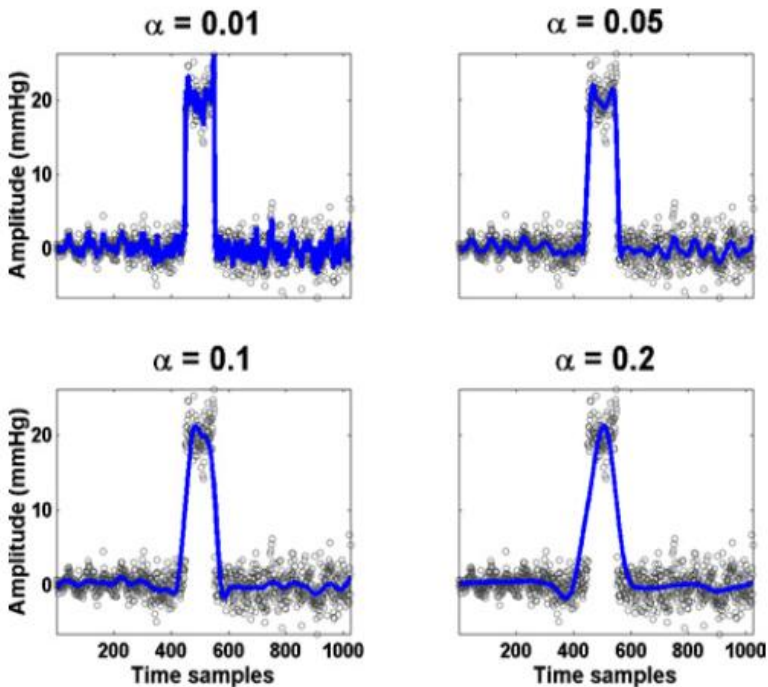
- Iterasi konvergen jika $|\hat{\beta}_{0\wedge}^{(m+1)} - \hat{\beta}_{0\wedge}^{(m)}| < \varepsilon$, $\varepsilon > 0$.

G. Bandwidth Optimal

Bandwidth (h) dikenal juga sebagai parameter penghalus merupakan suatu konstanta bernilai positif yang mengontrol keseimbangan antara kemulusan kurva dan kesesuaian fungsi terhadap data. Jika nilai *bandwidth* yang terlalu kecil akan mengakibatkan estimasi kurva yang diperoleh sangat kasar dan variansi yang besar, sedangkan jika memilih nilai *bandwidth* yang semakin besar maka estimasi kurva yang diperoleh semakin mulus tetapi memberikan

konsekuensi nilai bias yang besar. Oleh karena itu diperlukan nilai *bandwidth* yang optimal (Liang & Cheng, 2005).

Gambar 2 menampilkan ilustrasi pengaruh nilai *bandwidth* yang berbeda dalam pengepasan estimasi kurva regresi. Ketika nilai *bandwidth* 0,01, kurva regresi yang diperoleh sangat kasar kemudian semakin mulus seiring dengan bertambahnya nilai *bandwidth*.



Sumber: Liang & Cheng (2005)

Gambar 2. Ilustrasi Pengaruh Nilai *Bandwidth* yang Berbeda

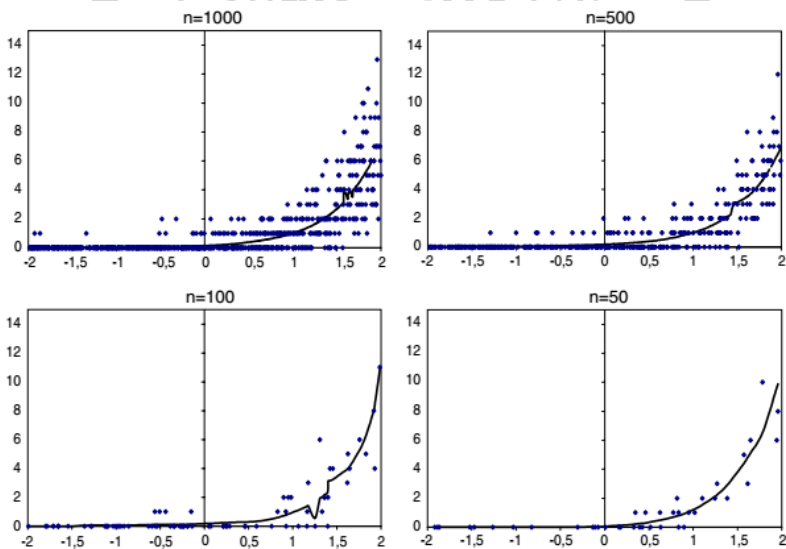
Menurut Chaudhuri dan Anup (1995), metode pemilihan *bandwidth* optimal yang paling umum digunakan pada model regresi nonparametrik adalah *Maximum Likelihood Cross Validation* (MLCV). Jika $\hat{\theta}_{-i}(x_i) = \exp(\hat{m}_{-i}(x_i))$ merupakan estimasi fungsi regresi

pada titik x_i tanpa menyertakan data ke- i , maka MLCV merupakan fungsi dari *bandwidth* h yang diberikan pada persamaan berikut:

$$MLCV(h) = \sum_{i=1}^n \{ \hat{m}_{-1}(x_{i0}) y_i - \exp(\hat{m}_{-1}(x_{i0})) - \ln y_i ! \} \quad (37)$$

Bandwidth optimal diperoleh dari nilai MLCV terbesar.

Gambar 3 menyajikan ilustrasi estimator lokal linier pada regresi Poisson dengan jumlah sampel yang bervariasi yaitu 50; 100; 500; dan 1.000 dengan *bandwidth* optimal 1,02; 1,11; 1,27; dan 0,71 dan fungsi kernel Epanechnikov.



Sumber: Santos & Neves (2008)

Gambar 3. Estimator Lokal Linier pada Regresi Poisson Unirespon

H. Hasil Pengembangan Teori

Pembangunan berkelanjutan yang diusung dalam kerangka *Sustainable Development Goals* (SDGs)

memerlukan dukungan data dan metode analitik yang tidak hanya akurat, tetapi juga adaptif terhadap konteks lokal. Dalam bidang biostatistika, kebutuhan akan model yang mampu menangkap kompleksitas spasial dan struktur data yang heterogen menjadi semakin penting, terutama dalam menganalisis fenomena sosial dan kesehatan masyarakat yang bersifat tidak linier dan bervariasi antar wilayah.

Model global yang bersifat rata-rata sering kali tidak mampu mencerminkan variasi lokal yang signifikan, sehingga berisiko menghasilkan estimasi yang bias dan tidak kontekstual. Oleh karena itu, pengembangan pendekatan yang bersifat lokal dan fleksibel menjadi sangat relevan.

Bagian ini membahas dasar teori dari Model Local Linear Multi-Predictor Poisson Regression berbasis estimasi maksimum likelihood lokal dengan pembobot kernel. Pendekatan ini merupakan representasi dari biostatistika adaptif, yakni metode yang merespons data secara dinamis dan kontekstual. Model ini dirancang khusus untuk data diskrit (*count data*) yang bersifat spasial, dengan keunggulan dalam mendeteksi pola lokal melalui fungsi kernel dan pemilihan bandwidth yang optimal.

Secara konseptual, pengembangan teori dalam bab ini diarahkan untuk memperkuat posisi model sebagai instrumen analitik yang tidak hanya relevan secara statistik, tetapi juga strategis dalam mendukung implementasi kebijakan berbasis data di berbagai sektor, khususnya kesehatan, lingkungan, ekonomi, dan social dalam kerangka pencapaian SDGs.

Misalkan kita mempunyai data berpasangan $(x_{0i}, y_i), i = 1, 2, \dots, n$ dan $x_{0i} = (x_{i1} \ x_{i2} \ x_{i3} \ \dots \ x_{ip})$, y_i adalah variabel respon diskrit yang berdistribusi Poisson dan variabel prediktor x sebanyak p . Fungsi kepadatan peluang y_i dapat dituliskan sebagai berikut

$$P(Y_i = y_i | x_{\%}) = f(y_i | x_{\%}) = \frac{\theta(x_{\%})^{y_i} \exp(-\theta(x_{\%}))}{y_i!}, y_i = 0,1,2,K \quad (39)$$

dengan rata-rata

$$E(Y_i | x_{\%}) = \theta(x_{\%}) = \exp(m(x_{\%})) \quad (40)$$

Persamaan (40) disubstitusi ke persamaan (39) dan diperoleh

$$f(y_i | x_{\%}) = \frac{(m(x_{\%}))^{y_i} \exp(-m(x_{\%}))}{y_i!}, y_i = 0,1,2,K \quad (41)$$

dimana $m(x_{\%})$ adalah fungsi yang tidak diketahui dan diestimasi menggunakan local linear smoothing. Berdasarkan pendekatan Deres Taylor ordo 1 diperoleh pendekatan untuk $m(x_{\%})$ sebagai berikut

$$\sum_{j=1}^p m(x_{ij}) = \sum_{j=1}^p \{ \beta_{0j}(x_{0j}) + \beta_{1j}(x_{0j})(x_{ij} - x_{0j}) \}; x_{ij} \in (x_{0j} - h, x_{0j} + h) \quad (42)$$

$m(x_{i1}), m(x_{i2}), L, m(x_{ip})$ merupakan fungsi local linear. Persamaan (42) dapat ditulis dalam bentuk vektor berikut:

$$m(x_{\%}) = x_{\%} \beta \quad (43)$$

Jika persamaan (43) disubstitusi ke dalam persamaan (41) maka diperoleh

$$f(y_i | x_{i0}) = \frac{(x_{i0}\beta)^{y_i} \exp(-(x_{i0}\beta))}{y_i!}, \quad y_i = 0, 1, 2, K \quad (44)$$

Parameter β pada persamaan (45) dapat diestimasi menggunakan metode Locally Kernel Weighted Maximum Likelihood Estimator.

Definisi 1. Misalkan $x_{i0} = (x_{i1} \ x_{i2} \ x_{i3} \ x_{ip})$, $i = 1, 2, L, n$ and $h > 0$ merupakan bandwidth yang mempunyai nilai yang sama, fungsi Kernel dapat dituliskan sebagai

$$f(x_i) = \prod_{j=1}^n K_{hj}(x_{ij} - x_{0j}) \quad (45)$$

Lemma 1. Misalkan kita mempunyai fungsi Kernel seperti pada persamaan (45) dan fungsi kepadatan peluang y_i pada persamaan (38) maka fungsi local log likelihood dapat dituliskan

$$L(\beta, x_{0j}) = \prod_{j=1}^p \sum_{i=1}^n K_h(x_{ij} - x_{0j}) \left\{ \left[\beta_{0j}(x_{0j}) + \beta_{1j}(x_{0j})(x_{ij} - x_{0j}) \right] y_i - \exp \left[\beta_{0j}(x_{0j}) + \beta_{1j}(x_{0j})(x_{ij} - x_{0j}) \right] - \ln(y_i!) \right\} \quad (46)$$

Lemma 1 dapat digunakan untuk menghasilkan estimasi parameter β .

Teorema. Misalkan $(x_{i0}, y_i), i = 1, 2, L, n$ merupakan data berpasangan dan $x_{i0} = (x_{i1} \ x_{i2} \ x_{i3} \ x_{ip})$, y_i adalah variabel respon diskrit yang berdistribusi Poisson dengan model regresi Poisson pada persamaan (39) dan fungsi local log likelihood pada persamaan (46),

estimator untuk parameters β_{0j} dapat diperoleh dari solusi persamaan berikut

$$\beta_{0j}(x_{0j}) = \frac{1}{p} \ln \left(\frac{\prod_{j=1}^p \sum_{i=1}^n y_i K_{hj}(x_{ij} - x_{0j})}{\prod_{j=1}^p \sum_{i=1}^n K_{hj}(x_{ij} - x_{0j}) \exp[\beta_{1j}(x_{0j})(x_{ij} - x_{0j})]} \right) \quad (47)$$

$$\prod_{j=1}^p \sum_{i=1}^n (x_{ij} - x_{0j}) K_{hj}(x_{ij} - x_{0j}) \left\{ y_i - \frac{\exp[\beta_{1j}(x_{0j})(x_{ij} - x_{0j})] \prod_{j=1}^p \sum_{i=1}^n y_i K_{hj}(x_{ij} - x_{0j})}{p \prod_{j=1}^p \sum_{i=1}^n K_{hj}(x_{ij} - x_{0j}) \exp[\beta_{1j}(x_{0j})(x_{ij} - x_{0j})]} \right\} = 0 \quad (48)$$

Persamaan (48) merupakan fungsi implisit sehingga diperlukan metode iterative untuk menyelesaikannya. Pada umumnya, metode numerik yang digunakan adalah metode Newton Raphson. Metode Newton-Raphson memerlukan beberapa komponen, diantaranya adalah vector gradien, dimana elemennya merupakan turunan pertama fungsi local log likelihood dengan parameter β_{0j} . Selanjutnya, diperlukan matriks Hessian yang merupakan turunan kedua fungsi local log likelihood.

Lemma 2. Misalkan model regresi multi-predictor Poisson seperti pada persamaan (2) dan fungsi local likelihood pada persamaan (49), maka

$$\frac{\partial^2 L(\beta, x_{0j})}{\partial^2 \beta_{0j}(x_{0j})} = - \prod_{j=1}^p \sum_{i=1}^n K_{hj}(x_{ij} - x_{0j}) \exp[\beta_{0j}(x_{0j})] \exp[\beta_{0j}(x_{0j}) + \beta_{1j}(x_{0j})(x_{ij} - x_{0j})] = 0 \quad (49)$$

$$\frac{\partial^2 L(\beta, x_{0j})}{\partial^2 \beta_{1j}(x_{0j})} = - \prod_{j=1}^p \sum_{i=1}^n K_{hj}(x_{ij} - x_{0j}) (x_{ij} - x_{0j})^2 \exp[\beta_{0j}(x_{0j})] \exp[\beta_{1j}(x_{0j})(x_{ij} - x_{0j})] = 0 \quad (50)$$

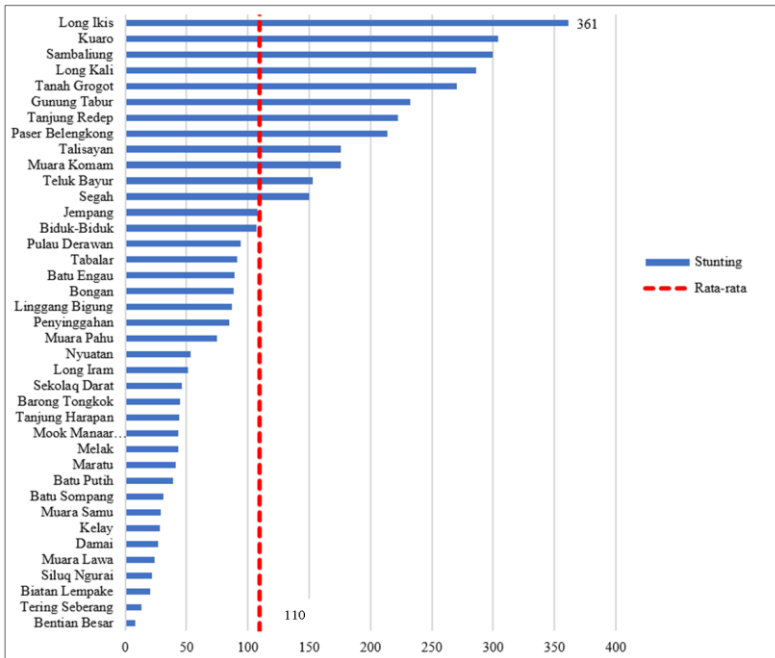
I. Analisis Kasus Stunting Kalimantan Timur

Data dalam penelitian ini merupakan data sekunder yang diperoleh dari Dinas Kesehatan Kabupaten Kutai Barat, Paser, dan Berau, Provinsi Kalimantan Timur pada tahun 2023. Jumlah sampel penelitian sebanyak 39 kecamatan. Data terdiri atas hasil observasi dari variabel respon dan variabel prediktor. Variabel respon adalah jumlah kasus stunting (Y), sedangkan variabel prediktor meliputi persentase bayi yang mendapatkan ASI eksklusif (X_1) dan persentase anak yang menerima imunisasi dasar lengkap (X_2).

Tabel 1. Statistik Deskriptif Data Penelitian

Variabel	Rata-rata	Minimum	Maksimum	Deviasi Standar
Jumlah kasus Stunting	110	8	361	96.7
Persentase bayi yang mendapatkan ASI eksklusif	4.06	0	21.43	4.70
Persentase anak yang menerima imunisasi dasar lengkap	7.28	0.75	30.01	6.15

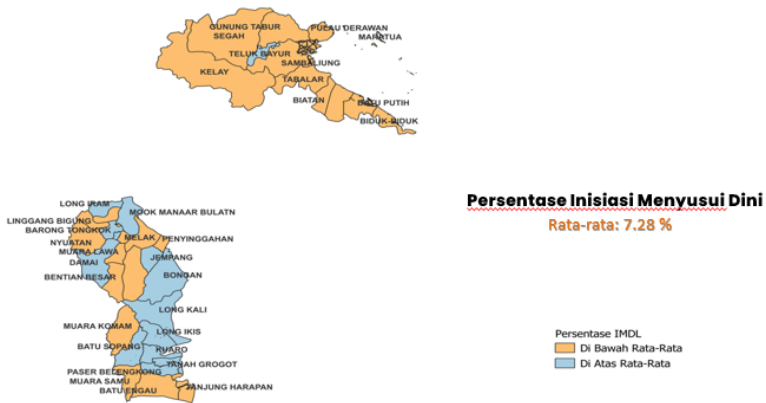
Teknik analisis data yang digunakan adalah pemetaan model regresi Poisson multiprediktor dengan pendekatan lokal linear, dan perhitungan dilakukan menggunakan perangkat lunak *Open-Source Software* (OSS) R. Distribusi jumlah kasus stunting, persentase bayi yang mendapatkan ASI eksklusif, dan persentase anak yang menerima imunisasi dasar lengkap di Provinsi Kalimantan Timur tahun 2023 disajikan pada Gambar 1 sampai Gambar 3. Klasifikasi kasus stunting dibagi menjadi dua kategori, yaitu kecamatan dengan jumlah kasus di bawah rata-rata, dan kecamatan dengan jumlah kasus di atas rata-rata provinsi. Deskripsi data kasus stunting yang melibatkan dua variabel prediktor ditunjukkan pada Tabel 1.



Gambar 1. Kasus Stunting di Kab. Berau, Kutai Barat, dan Paser Tahun 2023

Gambar 1 menunjukkan bahwa jumlah anak stunting per kecamatan, terlihat bahwa rata-rata jumlah anak stunting di di Kab. Berau, Kutai Barat, dan Paser Tahun 2023 adalah sebanyak 110 anak. Namun demikian, terdapat kecamatan-kecamatan dengan angka stunting yang jauh melebihi rata-rata tersebut. Kecamatan dengan jumlah anak stunting tertinggi adalah Long Ikis dengan 361 anak, diikuti oleh Kuaro, Sambaliung, Long Kali, dan Tanah Grogot. Sementara itu, sebagian besar kecamatan lainnya berada di bawah rata-rata, dengan jumlah anak stunting yang relatif lebih rendah. Kecamatan dengan angka stunting terendah adalah Bentian Besar. Ketimpangan ini menunjukkan bahwa distribusi kasus stunting tidak merata antar kecamatan. Oleh karena itu, intervensi penanganan stunting perlu

diprioritaskan di kecamatan-kecamatan dengan angka kejadian yang tinggi. Selain itu, wilayah dengan angka stunting rendah dapat dijadikan contoh praktik baik yang bisa diterapkan di wilayah lain yang memiliki permasalahan serupa.



Gambar 2. Persentase Inisiasi Menyusui Dini di Kab. Berau, Kutai Barat, dan Paser Tahun 2023

Gambar 2 menunjukkan distribusi persentase Inisiasi Menyusui Dini (IMD) di berbagai kecamatan di Kab. Berau, Kutai Barat, dan Paser Tahun 2023 dengan rata-rata sebesar 7,28%. Warna oranye pada peta menandakan kecamatan yang memiliki persentase IMD di bawah rata-rata, sedangkan warna biru menunjukkan kecamatan dengan persentase di atas rata-rata. Secara umum, sebagian besar wilayah berada di bawah rata-rata, yang tercermin dari dominasi warna oranye di hampir seluruh peta, terutama di wilayah utara dan tenggara. Hanya sebagian kecil kecamatan yang berada di atas rata-rata, seperti beberapa wilayah di bagian barat dan tengah. Temuan ini mengindikasikan bahwa praktik IMD masih belum merata dan cenderung rendah di sebagian besar kecamatan. Rendahnya persentase IMD

menunjukkan perlunya peningkatan edukasi dan intervensi di tingkat layanan kesehatan, terutama dalam mendampingi ibu pasca persalinan agar memahami pentingnya IMD sebagai langkah awal yang krusial dalam pemenuhan gizi dan imunitas bayi. Kecamatan-kecamatan yang telah mencapai persentase di atas rata-rata dapat dijadikan rujukan atau model bagi wilayah lain dalam mengembangkan strategi promosi IMD yang lebih efektif.



Gambar 3. Persentase ASI Eksklusif di Kab. Berau, Kutai Barat, dan Paser Tahun 2023

Berdasarkan Gambar 3, diketahui bahwa distribusi persentase ASI eksklusif di berbagai kecamatan di Kab. Berau, Kutai Barat, dan Paser Tahun 2023 dengan rata-rata sebesar 4,06%. Warna oranye pada peta menggambarkan kecamatan yang memiliki persentase ASI eksklusif di bawah rata-rata, sedangkan warna hijau menunjukkan kecamatan yang di atas rata-rata. Dari visualisasi ini terlihat bahwa persebaran kecamatan dengan capaian di atas rata-rata relatif merata, meskipun jumlahnya tidak dominan. Beberapa kecamatan di wilayah utara seperti Kelay, Segah, dan Sambaliung, serta beberapa kecamatan di wilayah selatan seperti Long Ikis, Long

Kali, dan Muara Kaman tampak berhasil mencapai angka di atas rata-rata nasional. Sebaliknya, banyak kecamatan lain yang masih berada di bawah rata-rata, menunjukkan masih rendahnya cakupan pemberian ASI eksklusif di daerah tersebut. Kondisi ini menunjukkan perlunya penguatan edukasi dan pendampingan ibu menyusui, serta dukungan dari tenaga kesehatan dan kebijakan lokal yang mendukung praktik pemberian ASI eksklusif selama enam bulan pertama kehidupan bayi. Wilayah-wilayah yang berhasil mencapai hasil di atas rata-rata dapat dijadikan sebagai contoh keberhasilan untuk direplikasi di kecamatan lainnya.

Selanjutnya dilakukan pemodelan dengan menggunakan regresi Poisson yang melibatkan dua variabel prediktor. Metode estimasi parameter yang digunakan adalah *Maximum Likelihood Estimation* (MLE), dan nilai estimasinya diperoleh menggunakan algoritma iteratif Newton-Raphson. Model regresi Poisson ini, yang disebut juga model global, merepresentasikan model rata-rata dari kasus stunting di Kalimantan Timur tahun 2023 dan dapat dinyatakan dalam persamaan (51).

$$m(x_i) = \exp(4.625468 - 0.0000399x_{i1} - 0.084710x_{i2}); i = 1, 2, \dots, 39 \quad (51)$$

Untuk memperoleh model yang lebih baik, digunakan model regresi Poisson multiprediktor berbasis estimator lokal linear. Model regresi Poisson multiprediktor dengan dua variabel prediktor yang berbasis estimator lokal linear tersebut dapat dinyatakan dalam persamaan (52).

$$m(x_{0j}) = \beta_{0i}(x_{0i}) + \beta_{1i}(x_{0i})(x_{1i} - x_{0i}) + \beta_{02}(x_{02}) + \beta_{12}(x_{02})(x_{12} - x_{02}) \quad i = 1, 2, \dots, 39 \quad (52)$$

Estimasi parameter dilakukan pada setiap titik observasi dengan menggunakan fungsi kernel berbobot, dan estimator Maximum Likelihood (ML) dihitung secara numerik menggunakan metode iteratif Newton-Raphson.

Proses estimasi parameter dimulai dengan menghitung fungsi kernel berbobot, menentukan bandwidth optimal, dan selanjutnya menerapkan algoritma iteratif Newton-Raphson. Hasil dari model regresi Poisson multiprediktor berbasis estimator lokal linear pada setiap titik observasi disebut sebagai model lokal, yang dalam konteks ini dinamakan Model Local Linear Multi-Predictor Poisson Regression, yang merepresentasikan rata-rata jumlah kasus stunting pada setiap kecamatan di Kalimantan Timur tahun 2023.

Dalam estimator lokal linear, kami menggunakan Maximum Likelihood Cross Validation (MLCV) untuk memilih *bandwidth* (h) yang optimal sebagai indikator model terbaik. Nilai bandwidth dan MLCV disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Nilai Bandwidth dan MLCV

X_1		X_2	
Bandwidth	MLCV	Bandwidth	MLCV
0.55	3.126820	0.34	0.360435
0.56	5.181427	0.35	2.202866
0.57	5.090332	0.36	2.064573

Berdasarkan bandwidth optimal yang telah ditentukan, dilakukan estimasi parameter untuk model regresi Poisson multiprediktor lokal linear. Hasil estimasi maximum likelihood untuk setiap titik observasi, yaitu kecamatan di wilayah Kabupaten Kutai Barat, Paser, dan Berau di Kalimantan Timur tahun 2023, ditampilkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Estimasi Model Local Linear Multi-Predictor Poisson Regression

Kabupaten	i	Kecamatan	Parameter		
			β_{0i}	β_{1i}	β_{2i}
West Kutai	1	Bongan	4.537467	-0.000047	-0.006071
	2	Linggang Bigung	4.525378	-0.000035	-0.007083
	3	Penyinggahan	4.538571	-0.000142	-0.006054
	4	Muara Pahu	4.528465	-0.000021	-0.006083
	5	Tering Seberang	3.547468	-0.000038	-0.006088
	6	Muara Lawa	3.436451	-0.000081	-0.005147
	7	Damai	3.636485	-0.000047	-0.005075
	8	Barong Tongkok	4.477469	-0.000349	-0.008562
	9	Long Iram	4.428541	-0.000042	-0.005035
	10	Melak	4.537467	-0.000021	-0.005179
	11	Siluq Ngurai	3.538653	-0.000045	-0.006071
	12	Nyuatan	4.527486	-0.000042	-0.005043
	13	Jempang	4.537452	-0.000039	-0.006071
	14	Sekolaq Darat	4.437348	-0.000047	-0.006045
	15	Mook Manaar Bulatan	3.537467	-0.000036	-0.006056
	16	Bentian Besar	3.537467	-0.000053	-0.006084
Paser	17	Batu Sompang	3.517467	-0.000039	-0.006034
	18	Muara Samu	3.417467	-0.000063	-0.006053
	19	Batu Engau	4.537467	-0.000057	-0.006053
	20	Tanjung Harapan	3.937467	-0.000049	-0.007072
	21	Paser Belengkong	4.998712	-0.000081	-0.006092
	22	Tanah Grogot	4.998887	-0.000052	-0.006077
	23	Kuaro	4.998871	-0.000034	-0.006072
	24	Long Ikis	4.988469	-0.000062	-0.006063
	25	Muara Komam	4.998467	-0.000081	-0.006081
	26	Long Kali	4.938466	-0.000057	-0.005173
Berau	27	Tanjung Redep	4.987887	-0.000074	-0.005091
	28	Teluk Bayur	4.998467	-0.000039	-0.006077
	29	Sambaliung	4.792747	-0.000073	-0.006071
	30	Günung Tabur	4.998879	-0.000048	-0.006073
	31	Pulau Derawan	4.537467	-0.000055	-0.006081
	32	Maratu	3.537467	-0.000047	-0.006046
	33	Talisayan	4.923746	-0.000231	-0.006084
	34	Biatan Lempake	4.335034	-0.000046	-0.006086
	35	Tabalar	4.537467	-0.000041	-0.006072
	36	Batu Putih	3.637467	-0.000038	-0.006071
	37	Biduk-Biduk	4.537467	-0.000024	-0.006062
	38	Kelay	3.537467	-0.000028	-0.005076
	39	Segah	4.941467	-0.000032	-0.008072

Berdasarkan Tabel 3, diperoleh model rata-rata kasus stunting untuk setiap kecamatan di Kalimantan Timur. Sebagai contoh, model rata-rata kasus stunting di Kecamatan Bongan (pengamatan ke-1), Kecamatan Long Kali (pengamatan ke-26), dan Kecamatan Segah (pengamatan ke-39) masing-masing disajikan sebagai berikut:

$$m(x_{0i}) = \exp(4.537467 - 0.000047(x_{11} - 5.47945) - 0.006071(x_{12} - 12.8564)); \quad (53)$$

$$0.298025 < x_{11} < 10.660879; 10.653586 < x_{12} < 15.059318$$

$$m(x_{26}) = \exp(4.938466 - 0.000057(x_{26.1} - 5.628198) - 0.005173(x_{26.2} - 7.950311)); \quad (54)$$

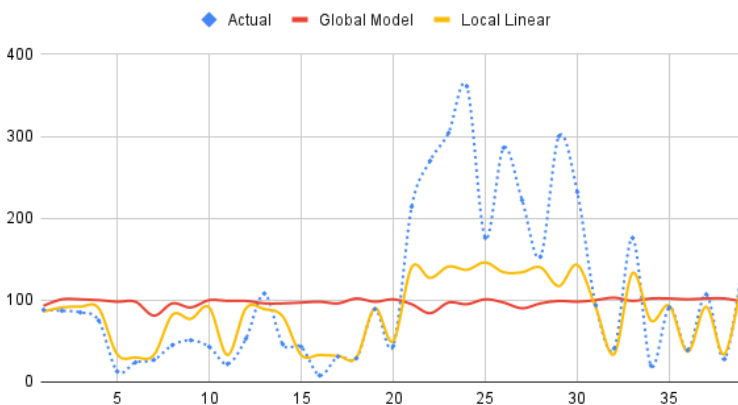
$$0.446771 < x_{26.1} < 10.809625; 5.747445 < x_{26.2} < 10.153177$$

dan

$$m(x_{39}) = \exp(4.941467 - 0.000032(x_{27.1} - 1.838565) - 0.008072(x_{27.2} - 6.680541)); \quad (55)$$

$$0 < x_{39.1} < 7.019992; 4.477675 < x_{39.2} < 8.883407$$

Berdasarkan persamaan (53), jika persentase bayi yang menerima ASI eksklusif (X_1) adalah 6,47945% dan persentase anak yang menerima imunisasi dasar lengkap (X_2) adalah 13,8564%, maka rata-rata jumlah kasus stunting di Kecamatan Bongan adalah sebanyak 93 anak. Kinerja model regresi Poisson multiprediktor berbasis estimator lokal linear dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Perbandingan Model Regresi Poisson Global dan Model Local Linear Multi-Predictor Poisson Regression

Gambar 4 menunjukkan bahwa data aktual sangat berfluktuasi, yang ditampilkan oleh garis berwarna biru. Nilai-nilai pengukuran menunjukkan variasi yang signifikan antar observasi, dengan adanya puncak (peaks) dan lembah (troughs). Model global (digambarkan dengan garis merah) secara umum mampu menangkap tren keseluruhan, namun kesulitan mencerminkan fluktuasi data secara akurat. Prediksi dari model global cenderung relatif konstan. Sebaliknya, model lokal linear (digambarkan dengan garis kuning) menunjukkan kinerja yang lebih baik dalam menangkap fluktuasi data, dan mampu mengikuti pola tren lokal secara efektif. Nilai MLCV untuk model global adalah 9489,160018, sedangkan untuk model lokal linear hanya 1811,482859, yang menunjukkan bahwa model lokal memiliki akurasi prediksi yang jauh lebih baik.

J. Kesimpulan

Berdasarkan penelitian ini, kami mengembangkan model regresi Poisson multiprediktor dengan menggunakan pendekatan lokal linear. Metode ini menawarkan sejumlah keunggulan, seperti kemampuan untuk melakukan estimasi fungsi pada setiap titik pengamatan, sehingga hasil estimasinya lebih sesuai atau mendekati pola data yang diamati. Metode ini juga mematuhi prinsip kesederhanaan (parsimonious), sehingga lebih mudah diinterpretasikan dan tidak terlalu bergantung pada ukuran data yang besar. Kami telah menjelaskan secara rinci prosedur untuk memperoleh kurva regresi pada titik tertentu, di mana digunakan estimasi maksimum likelihood berbobot kernel lokal, dan estimasi parameter dihitung menggunakan metode iterasi Newton-Raphson.

Model regresi yang kami usulkan ini diterapkan pada data kesehatan, di mana variabel respon adalah jumlah kasus stunting (Y), dan variabel prediktor

meliputi persentase bayi yang menerima ASI eksklusif (X_1) serta persentase anak yang menerima imunisasi dasar lengkap (X_2).

Hasil evaluasi model menunjukkan bahwa model lokal linear memiliki keunggulan dalam menangani data dengan tingkat variabilitas yang tinggi. Kemampuan model ini dalam menangkap fluktuasi lokal memiliki implikasi penting dalam pemodelan masalah stunting. Dengan demikian, penggunaan model lokal linear dapat meningkatkan akurasi prediksi serta pemahaman terhadap fenomena yang sedang dikaji. Ke depan, kami merencanakan untuk mengembangkan model ini lebih lanjut dengan memasukkan unsur polinomial, seperti pada model regresi Poisson multiprediktor berbasis pendekatan lokal polinomial.



DAFTAR PUSTAKA

- N. R. Drapper and H. Smith, *Applied Regression Analysis*, 3rd ed. Canada: John Wiley and Sons Inc., 1998.
- W. Hardle, "Applied Nonparametric Regression.," in *Humboldt-Universität zu Berlin, Institut für Statistik und Ökonometrie*, Berlin: Humboldt-Universität zu Berlin, 1994. doi: 10.2307/2348990.
- S. Brown and A. Heathcote, "On the use of nonparametric regression in assessing parametric regression models," *J Math Psychol*, vol. 46, no. 6, pp. 716–730, 2002, doi: 10.1006/jmps.2002.1421.
- Darnah, M. I. Utoyo, and N. Chamidah, "Modeling of Maternal Mortality and Infant Mortality Cases in East Kalimantan using Poisson Regression Approach Based on Local Linear Estimator," in *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, Institute of Physics Publishing, Apr. 2019. doi: 10.1088/1755-1315/243/1/012023.
- M. Amin, M. N. Akram, and M. Amanullah, "On the James-Stein estimator for the poisson regression model," *Commun Stat Simul Comput*, vol. 51, no. 10, pp. 5596–5608, 2022, doi: 10.1080/03610918.2020.1775851.
- I. E. Okorie, E. Afuecheta, S. Nadarajah, A. Bright, and A. C. Akpanta, "A Poisson regression approach for assessing morbidity risk and determinants among under five children in Nigeria," *Sci Rep*, vol. 14, no. 1, Dec. 2024, doi: 10.1038/s41598-024-72373-4.
- P. Schober and T. R. Vetter, "Count Data in Medical Research: Poisson Regression and Negative Binomial Regression," *Anesth Analg*, vol. 132, no. 5, pp. 1378–1379, May 2021, doi: 10.1213/ANE.0000000000005398.
- W. Iqbal, Y. M. Tang, K. Y. Chau, M. Irfan, and M. Mohsin, "Nexus between air pollution and NCOV-2019 in China: Application of negative binomial regression analysis," *Process Safety and Environmental Protection*, vol. 150, pp. 557–565, Jun. 2021, doi: 10.1016/j.psep.2021.04.039.
- M. Amin, M. N. Akram, and B. M. G. Kibria, "A new adjusted Liu estimator for the Poisson regression model,"

- Concurr Comput, vol. 33, no. 20, Oct. 2021, doi: 10.1002/cpe.6340.
- X. Bektashi, S. Rexhepi, and N. Limani-Bektashi, "Dispersion of Count Data: A Case Study of Poisson Distribution and Its Limitations," *Asian Journal of Probability and Statistics*, pp. 18–28, Aug. 2022, doi: 10.9734/ajpas/2022/v19i230464.
- S. M. Berliana, Purhadi, Sutikno, and S. P. Rahayu, "Parameter estimation and hypothesis testing of geographically weighted multivariate generalized poisson regression," *Mathematics*, vol. 8, no. 9, Sep. 2020, doi: 10.3390/math8091523.
- D. Darnah, M. Imam Utoyo, and N. Chamidah, "Estimation of the Bi-response Poisson Regression Model Based on Local Linear Approach," *International Journal of Academic and Applied Research*, vol. 3, no. 5, pp. 14–18, 2019, [Online]. Available: <http://www.ijeais.org/ijaar>
- S. Brown and A. Heathcote, "On the use of nonparametric regression in assessing parametric regression models," *J Math Psychol*, vol. 46, no. 6, pp. 716–730, 2002, doi: 10.1006/jmps.2002.1421.
- R. L. Eubank, "Nonparametric Regression and Spline Smoothing," 1999, Marcel Dekker, New York.
- G. Wahba, "Improper Priors, Spline Smoothing and the Problem of Guarding Against Model Errors in Regression," *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, vol. 40, no. 3, pp. 364–372, 1978, doi: 10.1111/j.2517-6161.1978.tb01050.x.
- A. T. R. Dani, V. Ratnasari, and I. N. Budiantara, "Optimal Knots Point and Bandwidth Selection in Modeling Mixed Estimator Nonparametric Regression," *IOP Conf Ser Mater Sci Eng*, vol. 1115, no. 1, p. 012020, Mar. 2021, doi: 10.1088/1757-899x/1115/1/012020.
- E. Ana, N. Chamidah, P. Andriani, and B. Lestari, "Modeling of hypertension risk factors using local linear of additive nonparametric logistic regression," in *Journal of Physics: Conference Series*, Institute of Physics Publishing, Dec. 2019. doi: 10.1088/1742-6596/1397/1/012067.
- L. R. Cheruiyot, "Local linear regression estimator on the boundary correction in nonparametric regression estimation," *Journal of Statistical Theory and*

- Applications, vol. 19, no. 3, pp. 460–471, Sep. 2020, doi: 10.2991/jsta.d.201016.001.
- Nidhomuddin, N. Chamidah, and A. Kurniawan, “Confidence Interval Of The Parameter On Multipredictor Biresponse Longitudinal Data Analysis Using Local Linear Estimator For Modeling Of Case Increase And Case Fatality Rates Covid-19 In Indonesia: A Theoretical Discussion,” *Commun. Math. Biol. Neurosci.*, vol. 2022, no. 23, pp. 1–12, 2022.
- N. Chamidah, Y. S. Yonani, E. Ana, and B. Lestari, “Identification the number of Mycobacterium tuberculosis based on sputum image using local linear estimator,” *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*, vol. 9, no. 5, pp. 2109–2116, Oct. 2020, doi: 10.11591/eei.v9i5.2021.
- C. Adam and I. Gijbels, *Local polynomial expectile regression*, vol. 74, no. 2. Springer Japan, 2022. doi: 10.1007/s10463-021-00799-y.
- S. E. Ahmed, D. Aydin, and E. Yilmaz, “Semiparametric Time-Series Model Using Local Polynomial: An Application on the Effects of Financial Risk Factors on Crop Yield,” *Journal of Risk and Financial Management*, vol. 15, no. 3, 2022, doi: 10.3390/jrfm15030141.
- M. Ulya, N. Chamidah, and T. Saifudin, “Predicting the sweetness level of avomango (Gadung Klonal 21) using multi-predictor local polynomial regression,” in *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, IOP Publishing Ltd, May 2021. doi: 10.1088/1755-1315/733/1/012009.
- M. D. Cattaneo, M. Jansson, and X. Ma, “Simple Local Polynomial Density Estimators,” *J Am Stat Assoc*, vol. 115, no. 531, pp. 1449–1455, Jul. 2020, doi: 10.1080/01621459.2019.1635480.
- W. Cui and M. Wei, “Strong Consistency of Kernel Regression Estimate,” *Open J Stat*, vol. 03, no. 03, pp. 179–182, 2013, doi: 10.4236/ojs.2013.33020.
- W. H. Wong, “On the Consistency of Cross-Validation in Kernel Nonparametric Regression,” *The Annals of Statistics*, vol. 11, no. 4, pp. 1136–1141, 1983.
- Y. Xie, “Fault monitoring based on locally weighted probabilistic kernel partial least square for nonlinear time-varying processes,” *J Chemom*, vol. 33, no. 12, Dec. 2019, doi: 10.1002/cem.3196.

- G. Wahba and Y. Wang, "Spline Function," *Encyclopedia of Statistical Sciences*, pp. 1–27, 2014, doi: 10.4135/9781446247501.n3679.
- M. A. Sahraei, H. Duman, M. Y. Çodur, and E. Eyduran, "Prediction of transportation energy demand: Multivariate Adaptive Regression Splines," *Energy*, vol. 224, p. 120090, 2021, doi: 10.1016/j.energy.2021.120090.
- X. Lin and D. Zhang, "Inference in generalized additive mixed models by using smoothing splines," *J R Stat Soc Series B Stat Methodol*, vol. 61, no. 2, pp. 381–400, 1999, doi: 10.1111/1467-9868.00183.
- M. Roozbeh, M. Maanavi, and A. Mohamed, "Penalized least squares optimization problem for high-dimensional data," *Int. J. Nonlinear Anal. Appl*, vol. 14, pp. 2008–6822, 2023, doi: 10.22075/ijnaa.2022.26998.3470.
- Kosmaryati and M. D. Kartikasari, "Analysis of Penalized Semiparametric Regression Model on Bi-Response Longitudinal Data," *Advances in Sosial Science, Education, and Humanities Research*, vol. 474, pp. 172–178, 2020, doi: 10.2991/assehr.k.201010.025.
- L. N. Berry and N. E. Helwig, "Cross-Validation, Information Theory, or Maximum Likelihood? A Comparison of Tuning Methods for Penalized Splines," *Stats (Basel)*, vol. 4, no. 3, pp. 701–724, Sep. 2021, doi: 10.3390/stats4030042.
- I. Wayan Sudiarsa, I. Nyoman Budiantara, S. Suhartono, and S. W. Purnami, "Combined estimator fourier series and spline truncated in multivariable nonparametric regression," *Applied Mathematical Sciences*, vol. 9, no. 97–100, pp. 4997–5010, 2015, doi: 10.12988/ams.2015.55394.
- Darnah, I. Utoyo, and N. Chamidah, "Bi-response Poisson regression model for modeling effect of early marriage on maternal and infant mortality," *AIP Conf Proc*, vol. 2554, no. 1, p. 030005, Jan. 2023, doi: 10.1063/5.0104404.
- A. Baïllo and A. Grané, "Local linear regression for functional predictor and scalar response," *J Multivar Anal*, vol. 100, no. 1, pp. 102–111, Jan. 2009, doi: 10.1016/j.jmva.2008.03.008.
- Astuti, Erni Tri, I. Nyoman Budiantara, Sony Sunaryo, and M. Dokhi. "Statistical modeling for mortality data using

- local generalized poisson regression model." *International Journal of Applied Mathematics and Statistics* 33, no. 3 (2013): 92-101.
- Jones, M. C., and Daniel A. Henderson. "Maximum likelihood kernel density estimation: On the potential of convolution sieves." *Computational Statistics & Data Analysis* 53.10 (2009): 3726-3733..
<https://doi.org/10.1016/j.csda.2009.03.019>
- Cheruiyot, Langat Reuben. "Local linear regression estimator on the boundary correction in nonparametric regression estimation." *Journal of Statistical Theory and Applications* 19, no. 3 (2020): 460-471.
<https://link.springer.com/article/10.2991/jsta.d.201016.001>
- Chaudhuri, Probal, and Anup Dewanji. "On a likelihood-based approach in nonparametric smoothing and cross-validation." *Statistics & Probability Letters* 22.1 (1995): 7-15
- Suyitno, Darnah, A. T. R. Dani, and N. T. Oktavia, "Modeling the hospitalization time of stroke patients at Abdul Wahab Sjahrane Hospital Samarinda using the Weibull Regression Model," *MethodsX*, vol. 2025, no. 14, pp. 1-14, Dec. 2024, doi: 10.17654/MS101091977.

UCAPAN TERIMA KASIH

Pada kesempatan ini perkenankan saya mengucapkan terima kasih dan penghargaan yang setinggi-tingginya Kepada Pemerintah Republik Indonesia dalam hal ini Kementerian Pendidikan Tinggi, Sains, dan Teknologi atas pemberian penghargaan sebagai Guru Besar di Bidang Biostatistika.

Ucapan terima kasih, saya sampaikan kepada Rektor Universitas Mulawarman, Prof. Dr. Ir. H. Abdunnur, M.Si., IPU., ASEAN Eng, Prof. Dr. Lambang Subagiyo, M.Si. selaku Wakil Rektor Bidang Akademik, Ir. Sukartiningsih, M.Sc., Ph.D., IPU selaku Wakil Rektor Bidang Sumber Daya Manusia, Umum, dan Keuangan, Prof. Dr. H. Moh. Bahzar, M.Si. selaku Wakil Rektor Bidang Kemahasiswaan dan Alumni, dan Dr. Ir. Nataniel Dengen, S.Si., M.Si. selaku Wakil Rektor Bidang Perencanaan, Kerja Sama, dan Informasi.

Ucapan terima kasih saya sampaikan kepada Ketua Senat Universitas Mulawarman, Prof. Dr. H. Muh. Amir Masruhim, M.Kes., Sekretaris Senat, Prof. Ir. Haviluddin, S.Kom., M.Kom., Ph.D., IPM beserta Bapak/Ibu anggota senat Universitas Mulawarman. Terima kasih kepada Ketua dan Sekretaris LP2M, Prof. Prof. Widi Sunaryo, S.P., M.Si., Ph.D. dan Dr. Ike Anggraeni G., S.KM., M.Kes atas bantuan dan dukungannya sehingga terlaksananya pengukuhan ini dengan lancar.

Ucapan terima kasih saya sampaikan kepada Dekan Fakultas MIPA, Ibu Dr. Dra. Hj. Ratna Kusuma, M.Si., Dr. Dadan Hamdani, S.Si., M.Si. selaku Wakil Dekan Bidang Akademik, dan Prof. Dr. Soerdja Koesnarpadi, S.Si., M.Si. selaku Wakil Dekan Bidang Keuangan dan Umum. Ucapan terima kasih juga kami sampaikan kepada Ketua Senat, Ibu Dr. Eva Marlina, M.Si., Sekretaris Senat, Drs. Sus Tri Mukti, MP., beserta Bapak/Ibu Anggota Senat FMIPA Universitas

Mulawarman. Ketua Pusat Penjaminan Mutu (P2M) Fakultas MIPA, Dr. Adrianus Inu Natalisanto, S.Si., M.Si., Ketua dan Sekretaris Jurusan, Koordinator Program Studi, Dosen, dan Tenaga Kependidikan FMIPA Universitas Mulawarman. Terima kasih terkhusus kepada Bapak/Ibu Dosen Program Studi Statistika dan Program Studi Matematika, Laboran, serta Tenaga Kependidikan Jurusan Matematika Fakultas MIPA Universitas Mulawarman, atas dukungan dan doanya sehingga saya sampai pada capaian ini.

Teristimewa, terima kasih saya sampaikan kepada kedua orang tua saya, Bapak Andi Nohe dan Almarhum Ibu Andi Donno, serta saudara-saudara saya: Andi Muttiara, Andi Nahdar, Andi Dahring, Andi Darniah, Andi Darman. Kepada suami tercinta Imam Rofii, dan anak-anak saya Andi Syaifullah Al Maslulil Agri, Andi Ahmad Dzaky Palewai Agri, Andi Muhammad Akhtar Al Fadi Agri, dan Andi Farzan Rayhan Shakeil Agri, serta seluruh keluarga besar atas segala dukungan moril dan materil serta cinta kasihnya yang tidak terputus hingga pencapaian jabatan ini.

Terima kasih kepada Prof. Dr. H. Adam Idris, M.Si dan Dra. Hj. Hasriati, M.Si, Dr. H. Andi Lutfi, ST, M.Si. beserta Dr. Hj. Suryaningsih, S.Pd., M.Hum, Faisyal, ST., MT beserta Sumarni, ST, Dr. Iriyani, S.KM., M.Gizi dan suami, Dr. H. Haeruddin, M.Si dan Hj. Herni Johan, SE, SKM, M.Si, M.Kes, PhD, Marwati, SP., MP dan Hamka, S.TP., M.Sc., MP, Dr. Rahmawati Munir, S.Si., M.Si dan Muhammad Rosyidi, ST, Rahmiati, S.Si., M.Sc, dan Andi Mismawati, S.Pd., M.Sc atas segala doa dan dukungannya sampai pencapaian ini.

Penghargaan dan terima kasih untuk Bapak/Ibu Guru dan teman-teman SD Negeri 29 Desa Pasaka, SMP Negeri 2 Mare, dan SMA Negeri 1 Tellu SiattingE. Bapak/Ibu Dosen beserta teman-teman S1 Matematika Angkatan 1998, S2 Statistika Angkatan 2007 Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya,

S3 MIPA Angkatan 2015, Dr. Yeni Kustiyaningsih, M.Kom., Dr. Anna Islamiyati, M.Si., Dr. Siti Aisyah, M.Si., dan Dr. Dian Puspitasari, M. Kom serta teman-teman lain atas dukungan dan motivasinya sehingga sampai pada tahapan ini.



CURRICULUM VITAE

Nama : Darnah
NIP : 197703092005012002
NIDN : 0009037701
Tempat, Tanggal
Lahir : Appakkireng, 9 Maret 1977
Agama : Islam
Email : darnahstat@fmipa.unmul.ac.id
No HP : 085250014187
Fakultas : Matematika dan Ilmu Pengetahuan
Alam
Pangkat, Gol. : Pembina Tingkat I/ IVb
Jabfung, TMT : Guru Besar
TMT Golongan :
ID SINTA : 6729549
ID SCOPUS : 57190933833

RIWAYAT PENDIDIKAN

1. Sarjana (S1) : S1 Matematika Universitas Hasanuddin
2. Magister (S2) : S2 Statistika Institut Teknologi Sepuluh Nopember
3. Doktor (S3) : S3 MIPAM Peminatan Statistika Universitas Airlangga

RIWAYAT PENELITIAN

1. Pengembangan Regresi Nonparametrik Poisson Multiprediktor Local Linear sebagai Model Efektif Penanganan Stunting dan Pola Asuh Anak Berbasis Kearifan Lokal Masyarakat (2024, Ketua).
2. Pembuatan Material Komposit Berbasis Limbah Cangkang Telur (CT) dan Titanium Dioksida (TiO₂) sebagai Adsorben untuk Pemurnian Air (2024, Anggota).

3. Penerapan Geographically Weighted Poisson Regression untuk Pemetaan Kasus Kusta Anak di Indonesia sebagai Upaya Penguatan Pengetahuan dan Kebiasaan Masyarakat Berperilaku Sehat (2024, Ketua).
4. Survei Kajian Produktivitas Ternak di Provinsi Kalimantan Timur (2024, Ketua).
5. Pendataan Rumah Terpadu Kota Bontang Tahun 2024 (2024, Ketua).
6. Penyusunan Dokumen Rencana Aksi Daerah Gas Rumah Kaca Kabupaten Bulungan (2024, Anggota).
7. Survei Penggunaan Media TIK Kota Bontang (2023, Anggota).
8. Penerapan Model Hybrid Fungsi Transfer, Neural Network, dan Deret Fourier untuk Peramalan Harga Batu Bara Acuan (2023, Anggota).
9. Analisis Potensi Pencemaran Air Sungai Mahakam di Lingkungan Hutan Tropis Lembap Kalimantan Timur Menggunakan Model Regresi Weibull. (2023, Anggota).
10. Survei Kemampuan Literasi Digital Tenaga Pengajar Tingkat SMA/SMK Kota Samarinda, Balikpapan, dan Kutai Kartanegara (2023, Ketua).
11. Survei Kepuasan Masyarakat Terhadap Layanan Diskominfo Kota Samarinda, Balikpapan, dan Kutai Kartanegara (2023, Anggota).
12. Profil Pembangunan Kota Bontang (2022, Ketua).
13. Analisis Pengaruh Media Pembelajaran Daring dan Literasi Digital Terhadap Nilai Matematika Siswa SMP di Samarinda pada Masa Pandemi COVID-19 dengan Dummy Variable Regression (2021, Ketua).
14. Pemodelan Sikap Masyarakat Kota Bontang Terhadap Vaksinasi COVID-19 Menggunakan Binary Logistic Regression (2021, Ketua).
15. Kajian Dampak Sosial-Ekonomi Pandemi COVID-19 dan Pengaruhnya Terhadap Refocusing APBD Kota Bontang 2021 (2021, Anggota).

16. Pemodelan regresi Poisson menggunakan pendekatan estimator lokal linier pada jumlah kematian ibu dan bayi di Kalimantan Timur (2018, Ketua).

RIWAYAT PUBLIKASI

1. Locally kernel weighted maximum likelihood estimator for local linear multi-predictor poisson regression. *MethodsX*. 2025 Jun 1; 14:103258.
2. Modeling the hospitalization time of stroke patients at Abdul Wahab Sjahranie Hospital Samarinda using the Weibull Regression Model. *MethodsX*. Dec. 2024 Dec;2025(14):1-4.
3. The solid-state dispersion method for synthesizing eggshells ES/TiO₂ composite to enhance photocatalytic degradation methylene blue. *MethodsX*. 2025 Jun 1; 14:103150.
4. Mengatasi Multikolinieritas Dalam Regresi Linier Berganda Menggunakan Principal Component Analysis. *EKSPONENSIAL*. 2025 Apr 17;16(1):1-9.)
5. Digitalisasi Desa Dondang: Transformasi Layanan Publik Melalui Optimasi Website sebagai Katalis Perubahan. *Journal of Research Applications in Community Service*. 2024 Dec 28;3(4):83-90.
6. Sosialisasi Budidaya Ikan dalam Ember dengan Menggunakan Metode Akuaponik Sederhana di Kelurahan Muara Jawa Pesisir. *Madaniya*. 2024 Nov 25;5(4):1803-8.
7. Pengelompokan Kabupaten/Kota Di Pulau Kalimantan Berdasarkan Indikator Perumahan Dan Kesehatan Lingkungan Menggunakan Metode Fuzzy Gustafson-Kessel. *Jurnal Gaussian*. 2024 Oct 9;13(1):156-67.
8. Classification of the human development index in Kalimantan using random forest method. *InProceeding International Seminar of Science and Technology 2024 Feb 29 (Vol. 3, pp. 231-239)*.

9. Pelatihan Visualisasi Data Menggunakan Ggplot2 Bagi Dosen Dan Mahasiswa se-Kota Samarinda. *Jurnal Mulia*. 2024 Feb 16;3(1):134-41.
10. Regresi Nonparametrik Spline Truncated untuk Memodelkan Tingkat Pengangguran Terbuka di Pulau Kalimantan. *Jurnal Statistika dan Aplikasinya*. 2023 Dec 31;7(2):224-31.
11. Literasi Dasar Melalui Numerasi dan Keuangan. *Jurnal Kreativitas Pengabdian Kepada Masyarakat (PKM)*. 2023 Dec 1;6(12):5639-46.
12. Penerapan Algoritma K-Medoids pada Pengelompokan Wilayah Provinsi di Indonesia Berdasarkan Indikator Pendidikan. *EKSPONENSIAL*. 2023 Nov 30;14(2):85-90.
13. Model Regresi Nonparametrik Spline Truncated Pada Indeks Pembangunan Manusia di Indonesia. *EKSPONENSIAL*. 2023 Nov 29;14(2):91-8.
14. Pemilihan Model Terbaik pada Generalized Poisson Regression Menggunakan Akaike Information Criterion. *Statistika*. 2023 Jun 30;23(1):73-87.
15. Pendekatan Regresi Nonparametrik Kernel pada Data IHSG Periode Januari 2020-Desember 2021. *Statistika*. 2023. (Vol. 23, Issue 1).
16. Pengelompokan Puskesmas Berdasarkan Kasus Balita Stunting di Kabupaten Paser Menggunakan Metode K-Medoids. *EKSPONENSIAL*. 2023 May 22;14(1):1-0.
17. Analisis Faktor-Faktor Yang Berpengaruh Terhadap Status Pembayaran Kredit Barang Elektronik Dan Furniture Menggunakan Regresi Logistik. *Variansi: Journal of Statistics and Its application on Teaching and Research*. 2023 May 13;5(01):28-35.
18. Bayes' approach of linear regression to modeling the human development index in Indonesia. *Majalah Ilmiah Matematika dan Statistika*. 2023 Apr 11;23(1):56-68.
19. Regresi Nonparametrik Multivariabel dengan Pendekatan Spline Truncated Pada Kasus Tuberculosis. *Statistika*. 2022 Nov 17;22(1):87-93.

20. Pemberdayaan Ibu-Ibu Pkk Melalui Pelatihan Pembuatan Sabun Cuci Piring Cair Untuk Meningkatkan Keterampilan Hidup. *Journal of Social Outreach*. 2022 Oct 18;1(2):68-74.
21. Attitudes towards COVID-19 vaccines to support the achievement of government targets: A case study of Bontang city. In *AIP Conference Proceedings 2022 Oct 11 (Vol. 2668, No. 1, p. 070011)*. AIP Publishing LLC.
22. Analysis of service provider marketing strategy in achieving customer loyalty using game theory for senior high school students in Samarinda city. In *AIP Conference Proceedings 2022 Oct 11 (Vol. 2668, No. 1, p. 050002)*. AIP Publishing LLC.
23. Nonparametric Regression Modeling Based on Spline Truncated Estimator on Simulation Data. *Jurnal Matematika, Statistika dan Komputasi*. 2022 Sep 7;19(1):172-82.
24. Identifying Factors Affecting Mathematics Score in the Junior High School Students During COVID-19 Pandemic in Samarinda, Indonesia. *JSJU*. 2022 Feb;57(1).

RIWAYAT PENGABDIAN MASYARAKAT

1. Survei PIHPS Pedagang Ecer untuk Kab. Mahulu, Kutai Barat, Kutai Timur, dan Berau. (2021-sekarang).
2. Survei PIHPS Pedagang Ecer dan Pedagang Besar untuk Kota Samarinda dan Bontang, serta Kab. Kutai Kartanegara (2021-sekarang).
3. Pelatihan Visualisasi Data Menggunakan Ggplot2 Untuk Meningkatkan Kemampuan Penyajian Data Penelitian. (2021).
4. Dosen Pembimbing Lapangan Mahasiswa KKN (2021-2025).

RIWAYAT JABATAN

1. Dosen Program Studi Statistika Fakultas MIPA Universitas Mulawarman (2005-sekarang)
2. Kepala Laboratorium Statistika Terapan Fakultas MIPA Universitas Mulawarman (2013-2015).
3. Kepala Laboratorium Statistika Terapan Fakultas MIPA Universitas Mulawarman (2023-2025).
4. Wakil Dekan Bidang Kemahasiswaan, Alumni, dan Kerja Sama Fakultas MIPA Universitas Mulawarman (2025-sekarang)

RIWAYAT ORGANISASI

1. Anggota Forum Pendidikan Statistika Indonesia (FORSTAT), (2012-sekarang).
2. Pengurus Perkumpulan Ahli dan Dosen (ADRI) Kalimantan Timur, (2022-sekarang).
3. Pengurus Pimpinan Wilayah 'Aisyiyah (PWA) Kalimantan Timur (2021-sekarang)

