

Seri Manual HDSS Sleman

Mengestimasi Tinggi Badan Berdasarkan Panjang Tulang Ulna

Septi Kurnia Lestari
Wulan Febryana



UNIVERSITAS GADJAH MADA
FAKULTAS KEDOKTERAN,
KESEHATAN MASYARAKAT, DAN KEPERAWATAN



HEALTH AND DEMOGRAPHIC
SURVEILLANCE SYSTEM SLEMAN
FKMK UGM

Seri Manual HDSS Sleman

Mengestimasi Tinggi Badan Berdasarkan Panjang Tulang Ulna

Septi Kurnia Lestari, S.Gz., M.Med.Sc.PH, Ph.D.

Wulan Febryana

Fakultas Kedokteran, Kesehatan Masyarakat, dan Keperawatan

Universitas Gadjah Mada

Yogyakarta-Indonesia

2025

Judul:

Seri Manual HDSS Sleman
Mengestimasi Tinggi Badan Berdasarkan Panjang Tulang Ulna

Pengarah/ Ketua HDSS Sleman:

Prof. dr. Fatwa Sari Tetra Dewi, M.P.H., Ph.D

Tim Penulis:

Septi Kurnia Lestari, S.Gz., M.Med.Sc.P.H., Ph.D. (HDSS Sleman, FK-KMK UGM)
Wulan Febryana (Program Studi Statistika, FMIPA UGM)

Desain sampul:

Septi Kurnia Lestari, S.Gz., M.Med.Sc.P.H., Ph.D.

Tata letak isi:

Septi Kurnia Lestari, S.Gz., M.Med.Sc.P.H., Ph.D.

Pemeriksa aksara:

Naufal Farah Azizah, S.KM.

Penerbit:

Fakultas Kedokteran, Kesehatan Masyarakat, dan Keperawatan (FK-KMK) UGM
Jalan Farmako, Sekip Utara, Sleman
Daerah Istimewa Yogyakarta 55281
Telp./Fax. (0274) 560300
Email: iro.fk@ugm.ac.id

Penerbit bekerja sama dengan:

Health and Demographic Surveillance System (HDSS) Sleman
Gedung Radiopoetro Lantai 1 Sayap Barat, FK-KMK UGM
Jalan Farmako, Sekip Utara, Sleman
Daerah Istimewa Yogyakarta 55281
Email: hdssjogja.fkkmk@ugm.ac.id

Cetakan pertama Januari 2025

Hak penerbitan 2025 FK-KMK UGM

Hak cipta dilindungi undang-undang

Seri Manual HDSS Sleman Mengestimasi Tinggi Badan Berdasarkan Panjang Tulang Ulna © 2025 by Septi Kurnia Lestari; Wulan Febryana; Sleman HDSS; Universitas Gadjah Mada is licensed under CC BY-NC-SA 4.0. To view a copy of this license, visit <http://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/>

Saran sitasi:

Lestari, S. K., Febryana, W. (2025). Seri Manual HDSS Sleman Mengestimasi Tinggi Badan Berdasarkan Panjang Tulang Ulna. Sleman (ID): Universitas Gadjah Mada;.

Ringkasan eksekutif

Pengukuran tinggi badan penting untuk penilaian status gizi, penentuan dosis obat, dan interpretasi risiko kesehatan. Namun, pada lansia dengan kifosis, imobilisasi, atau postur tidak stabil, pengukuran tinggi badan berdiri sering tidak praktis maupun tidak aman, termasuk dalam surveilans rumah tangga seperti HDSS Sleman. Berbagai studi menunjukkan bahwa panjang ulna dapat dimanfaatkan sebagai *proxy* yang sederhana, cepat, dan dapat dilakukan pada subjek duduk atau berbaring, dengan akurasi yang baik pada orang dewasa dan lansia. Karena banyak rumus yang ada bersifat spesifik untuk populasi tertentu dan tidak selalu akurat bila langsung diadopsi lintas etnis, diperlukan formula lokal berbasis data Sleman.

Dilakukan analisis potong lintang menggunakan data sekunder HDSS Sleman siklus ke-9 (5.245 responden dengan data lengkap). Analisis dilakukan dengan regresi linear berbobot survei dan validasi silang 10-lipatan (*10-fold cross-validation*), menggunakan *Mean Absolute Error* (MAE) dan *Root Mean Squared Error* (RMSE) *out-of-sample*. Model terbaik (m2) menggunakan panjang ulna, usia, dan jenis kelamin. Persamaan m2 yang direkomendasikan adalah:

$$\text{Tinggi badan (cm)} = 99,943 + 2,629 \times \text{panjang ulna (cm)} - 0,115 \times \text{usia (tahun)} - 6,628 \times \text{jenis kelamin}$$

dengan jenis kelamin = 1 untuk perempuan dan 0 untuk laki-laki.

Model m2 menunjukkan korelasi kuat antara ulna dan tinggi badan ($r = 0,786$) dan kinerja *out-of-sample* yang unggul (MAE $\approx 3,5$ cm; RMSE $\approx 4,5$ cm) dibanding beberapa rumus dari literatur Asia maupun internasional. Akurasi menurun pada usia lanjut, dengan batas konservatif sekitar 60 tahun untuk laki-laki dan 68 tahun untuk perempuan, sehingga model khusus lansia dapat dipertimbangkan bila dibutuhkan presisi lebih tinggi.

Executive summary

Accurate height measurement is essential for nutritional assessment, medication dosing, and interpreting health risks. However, for older adults with kyphosis, immobility, or unstable posture, standing height is often impractical or unsafe, including in household surveillance such as Sleman HDSS. Numerous studies show that ulna length can serve as a simple and rapid proxy that can be taken while seated or supine, with good accuracy in adults and older adults. Because many existing formulas are population specific and may not be accurate when adopted across ethnic groups, a locally derived formula based on Sleman data is needed.

An analytic cross-sectional analysis using secondary data from Sleman HDSS wave 9 (5,245 respondents with complete data) were performed. We fitted survey-weighted linear regressions and performed 10-fold cross-validation, evaluating out-of-sample Mean Absolute Error (MAE) and Root Mean Squared Error (RMSE). The best model (m2) includes ulna length, age, and sex. The recommended m2 equation is:

$$\text{Height (cm)} = 99.943 + 2.629 \times \text{ulna length (cm)} - 0.115 \times \text{age (years)} - 6.628 \times \text{sex}$$

with sex coded as 1 for female and 0 for male.

Model m2 shows a strong correlation between ulna length and height ($r = 0.786$) and superior out-of-sample performance (MAE ≈ 3.5 cm; RMSE ≈ 4.5 cm) compared with several formulas from Asian and international literature. Accuracy declines at older ages, with conservative thresholds around 60 years for males and 68 years for females, suggesting that an older-adult-specific model may be considered when higher caution is required.

Daftar Isi

Ringkasan eksekutif	i
Executive summary	ii
Daftar Isi	iii
Daftar Gambar	iv
Daftar Tabel	iv
Latar Belakang	1
Metodologi dan Hasil	2
Desain	2
Sumber Data	2
Pengaturan Desain Survei	2
Kriteria Eksklusi dan Sampel Akhir	2
Analisis Statistik dan Hasil	3
Tahap 1: Analisis Deskriptif	3
Tahap 2: Analisis Korelasi	4
Tahap 3: Pembentukan Model Regresi	6
Tahap 4: Validasi Model (<i>Out-of-Sample</i>)	7
Tahap 5: Batas Akurasi Model	10
Tahap 6: Perbandingan dengan model lain dari literatur	11
Tahap 7: Evaluasi Kesepakatan Model	14
Kesimpulan	20
Daftar Pustaka	21
Lampiran	22

Daftar Gambar

Gambar 1. Akurasi model m2 menurut usia	11
Gambar 2. Plot Bland-Altman Model m2: Seluruh sampel.....	17
Gambar 3. Plot Bland-Altman Model m2: Laki-laki	18
Gambar 4. Plot Bland-Altman Model m2: Laki-laki < 60 tahun.....	18
Gambar 5. Plot Bland-Altman Model m2: Laki-laki $\geq$ 60 tahun	18
Gambar 6. Plot Bland-Altman Model m2: Perempuan	19
Gambar 7. Plot Bland-Altman Model m2: Perempuan < 60 tahun	19
Gambar 8. Plot Bland-Altman Model m2: Perempuan $\geq$ 60 tahun	19

Daftar Tabel

Tabel 1. Definisi operasional Variabel.....	2
Tabel 2. Karakteristik subjek: Kelompok usia dan jenis kelamin	3
Tabel 3. Rata-rata usia, panjang ulna, dan tinggi badan menurut sub-populasi	4
Tabel 4. Korelasi tinggi badan dan ulna.....	5
Tabel 5. Spesifikasi model regresi tinggi badan dari panjang ulna	6
Tabel 6. Tabel Perbandingan Koefisien Regresi dan Kinerja Model Estimasi Tinggi Badan, Koefisien (95% CI)	7
Tabel 7. Akurasi <i>Out-of-Sample</i> (OOS) Model Regresi Berdasarkan Sub Populasi	9
Tabel 8. Formula tinggi badan dari ulna berdasarkan penelitian sebelumnya	11
Tabel 9. Perbandingan MAE dan RMSE antar model untuk setiap sub populasi	13
Tabel 10. Parameter Bland-Altman	16

Latar Belakang

Pengukuran tinggi badan merupakan parameter dasar untuk menilai status gizi, dosis obat, dan interpretasi risiko kesehatan (Bonell et al., 2017). Namun, di lapangan sering dijumpai kondisi yang membuat tinggi badan tidak dapat diukur secara langsung, terutama pada populasi lanjut usia yang tidak mampu berdiri tegak, memiliki kifosis, atau imobilisasi karena penyakit (Lima et al., 2018). Pada konteks surveilans rumah tangga seperti HDSS, enumerator kerap berhadapan dengan responden lansia yang posturnya sudah tidak stabil atau menggunakan alat bantu, sehingga pengukuran tinggi badan standar kerap tidak dapat dilakukan. Pada kelompok ini metode yang memerlukan gerakan minimal lebih aplikatif (Lima et al., 2018). Keterbatasan ini menuntut alternatif yang valid dan mudah diterapkan untuk mengestimasi tinggi badan tanpa posisi berdiri. Sejumlah studi menunjukkan bahwa ukuran segmen tubuh, termasuk panjang ulna, dapat dimanfaatkan untuk memperkirakan tinggi badan secara akurat pada orang dewasa dan lansia (Bonell et al., 2017; Lima et al., 2018).

Di antara berbagai proxy antropometri yang tersedia, seperti tinggi lutut, rentang lengan, dan setengah rentang lengan, panjang ulna menonjol karena peralatannya sederhana, prosedurnya singkat, dan dapat dilakukan pada subjek yang duduk atau berbaring (Lima et al., 2018). Bukti empiris dari beragam populasi melaporkan korelasi kuat antara panjang ulna dan tinggi badan serta menghasilkan persamaan regresi yang berguna di praktik klinis, surveilans gizi, dan forensik (Bonell et al., 2017; Sarma et al., 2022). Meski sebagian persamaan bersifat spesifik populasi, pola hubungan ulna-tinggi badan konsisten dan dapat diadaptasi secara lokal untuk meningkatkan ketepatan (Madden et al., 2020).

Pada konteks pelayanan dan perawatan jangka panjang, estimasi tinggi badan dari panjang ulna juga direkomendasikan sebagai alternatif ketika pengukuran langsung tidak memungkinkan (Lima et al., 2018). Studi pada pasien rawat inap dan panti wreda menunjukkan bahwa penggunaan rumus berbasis ulna memberikan presisi yang bersaing dengan metode lain seperti tinggi lutut, dengan keunggulan kemudahan implementasi di lapangan (Lima et al., 2018; Madden et al., 2020). Panduan klinis dan kajian terkini pun mengafirmasi peran ulna sebagai pendekatan praktis untuk mengisi kekosongan data tinggi badan.

Penelitian di Indonesia telah menunjukkan hubungan kuat antara panjang ulna dan tinggi badan pada orang dewasa serta telah menawarkan formula prediksi tinggi badan berdasarkan panjang ulna berdasarkan data lokal (Mulyasari & Purbowati, 2018; Sutriani & Isnawati, 2014). Di Jawa, khususnya Semarang, sudah tersedia rumus terpisah untuk laki-laki dan perempuan (Sutriani & Isnawati, 2014). Walau demikian, akurasi formula lintas etnis tidak selalu seragam. Evaluasi pada populasi multi-etnik memperlihatkan bahwa beberapa persamaan yang populer dapat menghasilkan bias sistematis bila langsung diterapkan di populasi berbeda (Madden et al., 2020). Temuan di Vietnam juga memperlihatkan bahwa persamaan yang disusun dari data setempat memberi kinerja lebih baik dibanding mengadopsi rumus dari populasi lain apa adanya (Bonell et al., 2017).

Pada tahun 2023 HDSS Sleman mengumpulkan data tinggi badan dan panjang ulna dari responden panel individu. Data ini memiliki potensi untuk digunakan dalam mengembangkan formula tinggi badan dari panjang ulna yang lebih sesuai untuk populasi Kabupaten Sleman.

Metodologi dan Hasil

Desain

Desain yang digunakan adalah potong lintang analitik untuk mengembangkan persamaan prediksi tinggi badan dari panjang ulna, dilanjutkan evaluasi komparatif akurasi terhadap persamaan yang telah dipublikasikan sebelumnya untuk populasi Asia.

Sumber Data

Data sekunder dari panel individual *Health and Demographic Surveillance System (HDSS)* Sleman pada siklus ke-9. Set data mencakup 5.610 observasi dan 9 variabel. Definisi operasional masing-masing variabel disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Definisi operasional Variabel

Nama Variabel	Definisi Operasional	Tipe Data	Kategori
jk	Jenis kelamin responden	Nominal	1= Laki-laki 2= Perempuan
usia	Usia dalam tahun	Rasio	
agecat60			1= 25 – 59 tahun us 2= 60+ tahun
ulna	Panjang tulang ulna dalam cm	Rasio	
tinggi_badan	Tinggi badan dalam cm	Rasio	
strata	Stratifikasi desain sampel berdasarkan kelompok umur dan jenis kelamin	Nominal	
fpc	Nilai <i>finite population correction</i> sesuai kerangka sampel HDSS	Rasio	
postwgt	Bobot pasca-stratifikasi untuk mengestimasi ukuran populasi berdasarkan strata	Rasio	

Pengaturan Desain Survei

Untuk mengakomodasi desain pengambilan sampel yang kompleks, seluruh analisis (deskriptif dan inferensial) menggunakan perintah *svyset*. Desain ini memperhitungkan strata sampling (strata), bobot survei (final_wgt), dan Finite Population Correction (fpc).

Kriteria Eksklusi dan Sampel Akhir

Dari 5.610 observasi dalam set data terdapat sebanyak 273 observasi yang tidak memiliki data tinggi badan, 77 observasi tidak memiliki data panjang ulna, dan 15 observasi tidak memiliki data keduanya. Oleh karena itu, jumlah observasi dengan data panjang ulna dan tinggi badan yang digunakan dalam analisis ini adalah 5.245.

Analisis Statistik dan Hasil

Analisis data dilakukan dalam beberapa tahapan, mulai dari deskriptif hingga validasi model.

Tahap 1: Analisis Deskriptif

Statistik deskriptif dihitung menggunakan prosedur survei berbobot. Distribusi frekuensi dan proporsi populasi untuk variabel kategorik (jk dan agecat60) dihitung menggunakan `summary`. Nilai rata-rata (Mean) dan interval kepercayaan 95% (95% CI) untuk variabel kontinu (tinggi_badan, ulna, usia) diestimasi menggunakan `summary`. Analisis ini juga distratifikasi berdasarkan jk dan kategori usia.

Tabel 2. Karakteristik subjek: Kelompok usia dan jenis kelamin

	Frekuensi (n)	Weighted proportion (w%)	95%CI
Jenis kelamin			
Laki-laki	2.257	48,86	48,86 – 48,86
Perempuan	2.988	51,14	51,14 – 51,14
Kelompok umur			
25 – 59	4.026	79,57	79,57 – 79,57
60+	1.219	20,43	20,43 – 20,43

Populasi yang menjadi subjek analisis ini menunjukkan komposisi demografi dan karakteristik antropometri yang spesifik. Secara demografis (lihat Tabel 2), distribusi berdasarkan jenis kelamin relatif seimbang, di mana proporsi perempuan (51,14%) sedikit lebih banyak dibandingkan laki-laki (48,86%). Struktur usia populasi didominasi oleh kelompok dewasa, ditandai oleh mayoritas subjek (79,57%) yang termasuk dalam rentang usia 25 hingga 59 tahun, sementara kelompok lansia (60+ tahun) mencakup 20,43% dari total subjek. Rata-rata usia seluruh subjek adalah 47,10 tahun (95% CI 47,06 – 47,17 tahun).

Terkait karakteristik antropometri (Tabel 3), rata-rata panjang ulna seluruh populasi adalah sebesar 25,34 cm (95% CI 25,30 – 25,38 cm). Rata-rata panjang ulna laki-laki (26,40 cm) lebih panjang daripada perempuan (24,32 cm). Walaupun ulna laki-laki pada kelompok usia 25 – 59 tahun (26,50 cm) sedikit lebih panjang daripada ulna laki-laki lansia (26,01 cm), perbedaan antar kelompok usia jauh lebih kecil dibandingkan perbedaan antar jenis kelamin. Hal ini mengindikasikan bahwa panjang ulna relatif stabil dalam proses penuaan tetapi dipengaruhi oleh jenis kelamin.

Rata-rata tinggi badan total populasi adalah 157,70 cm (95% CI 157,57 – 157,89 cm). Rata-rata tinggi badan laki-laki (164,00 cm) sekitar 12,2 cm lebih tinggi dibandingkan perempuan (151,80 cm). Efek biologis penuaan (*stature loss*) juga jelas terlihat. Rata-rata tinggi badan kelompok usia 60+ tahun (154,00 cm) 4,7 cm lebih rendah dibandingkan kelompok usia 25 – 59 tahun (158,70 cm). Analisis gabungan menegaskan bahwa perempuan lansia (60+ tahun) memiliki rata-rata tinggi badan terendah (148,50 cm), sementara laki-laki dewasa muda (25–59 tahun) memiliki rata-rata tinggi badan tertinggi (164,90 cm).

Tabel 3. Rata-rata usia, panjang ulna, dan tinggi badan menurut sub-populasi

Sub-populasi	Rata-Rata	95% CI
<i>Usia (tahun)</i>		
Total Populasi	47,10	47,06 – 47,17
Berdasarkan Jenis Kelamin		
Laki-laki	46,80	46,75 – 46,91
Perempuan	47,40	47,32 – 47,46
<i>Ulna (cm)</i>		
Total Populasi	25,34	25,30 – 25,38
Berdasarkan Jenis Kelamin		
Laki-laki	26,40	26,34 – 26,47
Perempuan	24,32	24,27 – 24,37
Berdasarkan Kategori Usia		
25 – 59 tahun	25,43	25,38 – 25,47
60+ tahun	24,98	24,89 – 25,07
Berdasarkan Kategori Usia dan Jenis Kelamin		
25 – 59, Laki-laki	26,50	26,43 – 26,57
25 – 59, Perempuan	24,39	24,33 – 24,45
60+, Laki-laki	26,01	25,87 – 26,15
60+, Perempuan	24,05	23,94 – 24,16
<i>Tinggi badan (cm)</i>		
Total Populasi	157,70	157,57 – 157,89
Berdasarkan Jenis Kelamin		
Laki-laki	164,00	163,71 – 164,21
Perempuan	151,80	151,57 – 151,98
Berdasarkan Kategori Usia		
25 – 59 tahun	158,70	158,49 – 158,86
60+ tahun	154,00	153,69 – 154,41
Berdasarkan Kategori Usia dan Jenis Kelamin		
25 – 59, Laki-laki	164,90	164,61 – 165,17
25 – 59, Perempuan	152,60	152,41 – 152,88
60+, Laki-laki	160,20	159,63 – 160,75
60+, Perempuan	148,50	148,06 – 148,97

Tahap 2: Analisis Korelasi

Untuk menguji kekuatan hubungan linear awal, koefisien korelasi Pearson (ρ) berbobot survei dihitung antara tinggi_badan dan ulna. Ini dicapai dengan menghitung komponen kuadrat ($ulna^2$, tb^2) dan produk ($ulna_tb$), menghitung rata-rata survei dari komponen tersebut, dan kemudian menggunakan perintah nlcom untuk menghitung ρ . Analisis korelasi juga dilakukan secara terpisah untuk sub populasi jenis kelamin dan usia.

Tabel 4. Korelasi tinggi badan dan ulna

Sub-populasi	Koefisien Korelasi (ρ)	95% CI
Total Populasi	0.786	0.776 – 0.797
Berdasarkan Jenis Kelamin		
Laki-laki	0.662	0.640 – 0.685
Perempuan	0.642	0.618 – 0.667
Berdasarkan Kategori Usia		
Usia $\geq$ 60	0.742	0.716 – 0.768
Usia < 60	0.798	0.787 – 0.810
Berdasarkan Usia dan Jenis Kelamin		
Laki-laki Usia $\geq$ 60	0.630	0.582 – 0.678
Laki-laki Usia < 60	0.667	0.641 – 0.693
Perempuan Usia $\geq$ 60	0.630	0.582 – 0.678
Perempuan Usia < 60	0.667	0.641 – 0.693

Hasil analisis korelasi diringkas pada Tabel 4. Secara umum, hubungan antara panjang ulna dan tinggi badan pada populasi total tergolong positif dan kuat, dengan koefisien korelasi (r) sebesar 0,786 (95% CI 0,776 – 0,797). Kekuatan korelasi ini menunjukkan bahwa panjang ulna merupakan indikator yang sangat baik dan relevan untuk memprediksi tinggi badan dalam sampel ini.

Ketika dianalisis berdasarkan jenis kelamin, korelasi positif tetap ditemukan namun sedikit lebih lemah. Baik pada laki-laki ($r = 0,662$; 95% CI 0,640 – 0,685) maupun perempuan ($r = 0,642$; 95% CI 0,618 – 0,667), korelasi dikategorikan sebagai moderat hingga kuat. Meskipun demikian, koefisien korelasi pada laki-laki dan perempuan lebih rendah daripada korelasi total, sebuah fenomena yang lazim terjadi karena perbedaan skala rata-rata tinggi badan antara jenis kelamin yang memperkuat korelasi pada populasi gabungan.

Selanjutnya, hasil korelasi berdasarkan kategori usia memperlihatkan bahwa hubungan terkuat ada pada kelompok usia < 60 tahun ($r = 0,798$; 95% CI 0,787 – 0,810), yang diklasifikasikan sebagai korelasi positif kuat. Korelasi yang sangat kuat juga ditemukan pada kelompok usia $\geq$ 60 tahun ($r = 0,742$; 95% CI 0,716 – 0,768). Perbedaan kekuatan korelasi antara kedua kelompok usia ini sangat minim.

Terakhir, analisis korelasi pada sub populasi gabungan (usia dan jenis kelamin) menunjukkan bahwa korelasi pada masing-masing dari empat sub populasi (laki-laki $\geq$ 60 tahun, laki-laki < 60 tahun, perempuan $\geq$ 60 tahun, perempuan < 60 tahun) berada dalam rentang 0,630 hingga 0,667. Meskipun nilainya lebih rendah dibandingkan korelasi total dan korelasi berdasarkan kategori usia, korelasi ini tetap diklasifikasikan sebagai moderat hingga kuat, sehingga mengonfirmasi validitas panjang ulna sebagai prediktor tinggi badan pada semua segmen demografi secara individual.

Tahap 3: Pembentukan Model Regresi

Pemodelan dilakukan dalam desain potong lintang analitik dengan kerangka *survey-weighted regression* agar estimasi mewakili populasi Sleman. Variabel dependen adalah tinggi badan (cm). Prediktor utama adalah panjang ulna (cm). Pada tingkat populasi gabungan, model dasar memasukkan ulna dan jenis kelamin untuk mengakomodasi perbedaan rata-rata tinggi menurut jenis kelamin. Secara matematis, model gabungan dinyatakan sebagai berikut

$$\text{Tinggi badan}_i = a + b_1 \text{ulna}_i + b_2 \text{jenis kelamin}_i + \epsilon_i$$

Keterangan:

Y = variabel dependen (*tinggi badan*)

ulna_i = panjang ulna dalam cm

jenis kelamin_i = 1 untuk perempuan, 0 untuk laki-laki

b_1, b_2 = koefisien regresi

a = konstanta

ϵ = galat/error

Estimasi seluruh parameter dilakukan dengan regresi linear yang mengakomodasi desain survei melalui penerapan bobot pasca stratifikasi, strata, dan *finite population correction*, sehingga koefisien dan simpangan baku mencerminkan populasi target. Evaluasi keandalan model menitikberatkan pada MAE dan RMSE berbobot karena tujuan utama adalah prediksi. Dibuat beberapa spesifikasi model regresi menurut jenis kelamin atau kelompok umur seperti yang disajikan dalam Tabel 5. Koefisien regresi dari masing-masing prediktor tiap model ditampilkan dalam Tabel 6.

Tabel 5. Spesifikasi model regresi tinggi badan dari panjang ulna

Kelompok Sampel	Nama Model	Variabel Prediktor
Keseluruhan	m1	Ulna + Jenis kelamin
	m2	Ulna + Jenis kelamin + Usia
	m3	Ulna + Interaksi usia dan jenis kelamin
Laki-laki	mu	Ulna
	mua	Ulna + Usia
Perempuan	fu	Ulna
	fua	Ulna + Usia
Usia < 60	l6Ou	Ulna
	l6Ous	Ulna + Jenis kelamin
	l6Ousa	Ulna + Jenis kelamin + Usia
Usia ≥ 60	g6Ou	Ulna
	g6Ous	Ulna + Jenis kelamin
	g6Ousa	Ulna + Jenis kelamin + Usia

Tabel 6. Tabel Perbandingan Koefisien Regresi dan Kinerja Model Estimasi Tinggi Badan, Koefisien (95% CI)

	m1	m2	m3
Ulna	2,799 (2,705; 2,893)	2,629 (2,536; 2,721)	2,628 (2,535; 2,720)
Perempuan	-6,337 (-6,658; -6,016)	-6,628 (-6,945; -6,312)	-6,962 (-7,899; -6,024)
Usia		-0,115 (-0,125; -0,106)	-0,119 (-0,133; -0,105)
Perempuan X Usia			0,007 (-0,012; 0,026)
Konstanta	90,048 (87,551; 92,545)	99,943 (97,391; 102,495)	100,130 (97,530; 102,729)
N	5245	5245	5245
R2	0,705	0,739	0,739
F model	6523,74	4644,44	3480,91
Model p	<0,001	<0,001	<0,001
	mu	mua	
Ulna	2,809 (2,677; 2,941)	2,635 (2,503; 2,766)	
Usia		-0,119 (-0,133; -0,104)	
Konstanta	89,791 (86,292; 93,289)	99,950 (96,309; 103,590)	
N	2257	2257	
R2	0,439	0,502	
F model	1734,01	1017,53	
Model p	<0,001	<0,001	
	fu	fua	
Ulna	2,788 (2,654; 2,922)	2,620 (2,492; 2,749)	
Usia		-0,112 (-0,125; -0,099)	
Konstanta	83,989 (80,735; 87,242)	93,360 (90,084; 96,636)	
N	2988	2988	
R2	0,413	0,481	
F model	1662,16	1081,04	
Model p	<0,001	<0,001	
	l6Ou	l6Ous	l6Ousa
Ulna	3,803 (3,711; 3,896)	2,733 (2,626; 2,839)	2,665 (2,559; 2,771)
Perempuan		-6,469 (-6,826; -6,112)	-6,589 (-6,943; -6,234)
Usia			-0,089 (-0,103; -0,075)
Konstanta	61,965 (59,626; 64,304)	92,475 (89,649; 95,300)	97,967 (95,020; 100,913)
N	4026	4026	4026
R2	0,637	0,731	0,741
F model	6504,42	5199,92	3615,15
Model p	<0,001	<0,001	<0,001
	g6Ou	g6Ous	g6Ousa
Ulna	3,582 (3,404; 3,760)	2,562 (2,378; 2,746)	2,496 (2,307; 2,685)
Perempuan		-6,649 (-7,348; -5,950)	-6,730 (-7,429; -6,030)
Usia			-0,197 (-0,243; -0,150)
Konstanta	64,583 (60,122; 69,045)	93,544 (88,722; 98,366)	108,637 (102,697; 114,577)
N	1219	1219	1219
R2	0,551	0,655	0,678
F model	1557,36	1248,49	842,47
Model p	<0,001	<0,001	<0,001

Tahap 4: Validasi Model (*Out-of-Sample*)

Untuk menguji performa dan generalisasi model pada data baru, dilakukan Validasi Silang 10-Lipatan (*10-Fold Cross-Validation*, *10-Fold CV*). Sampel dibagi menjadi 10 "lipatan" (*fold_cv*). Pembagian ini distratifikasi berdasarkan strata dan jenis kelamin untuk memastikan komposisi tiap lipatan seimbang.

Validasi Silang K-Lipatan (*K-Fold Cross-Validation*) adalah teknik *resampling* yang standar dan kuat yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja prediktif model regresi atau klasifikasi

secara eksternal, dengan meminimalkan *overfitting* dan bias pemilihan sampel. Dalam prosedur ini, seluruh set data observasi dibagi secara acak menjadi sepuluh sub-sampel (lipatan) dengan ukuran yang kurang lebih sama. Proses validasi kemudian diulang sepuluh kali (iterasi): pada setiap iterasi, K-1 lipatan digunakan sebagai data pelatihan (*training set*) untuk melatih model, dan satu lipatan yang tersisa digunakan sebagai data pengujian (*test set*) untuk menghitung metrik evaluasi kinerja model *Out-of-Sample (OOS)*, yaitu MAE dan RMSE. Hasil akhir dari kinerja model, yang merepresentasikan akurasi generalisasi model ke data baru, diperoleh dengan menghitung rata-rata dari sepuluh metrik kesalahan OOS tersebut (Arlot & Celisse, 2010).

Mean Absolute Error (MAE) adalah rata-rata dari besarnya selisih absolut antara nilai yang diprediksi oleh model ($\hat{Y}_i$) dan nilai aktual atau observasi (Y_i). Secara konseptual, MAE mengukur rata-rata kesalahan prediksi dalam satuan linier yang sama dengan variabel dependen. Karena menggunakan nilai absolut, MAE tidak sensitif terhadap arah kesalahan (apakah prediksi terlalu tinggi atau terlalu rendah) dan umumnya kurang rentan terhadap penciran (*outlier*) yang sangat besar, sehingga memberikan gambaran kesalahan yang lebih robust dan mudah diinterpretasikan secara langsung. Secara matematis, MAE dapat dinyatakan sebagai rata-rata dari $|Y_i - \hat{Y}_i|$ untuk seluruh n observasi (Willmott & Matsuura, 2005).

Root Mean Squared Error (RMSE) adalah akar kuadrat dari rata-rata kuadrat selisih antara nilai yang diprediksi ($\hat{Y}_i$) dan nilai aktual (Y_i). Secara konseptual, RMSE mengukur seberapa besar deviasi standar residu, yaitu seberapa jauh titik data tersebar di sekitar garis regresi atau nilai prediksi model. Seperti MAE, RMSE juga dinyatakan dalam satuan yang sama dengan variabel dependen. Karena melibatkan pengkuadratan kesalahan, RMSE memberikan bobot yang lebih besar pada kesalahan yang besar, sehingga sangat berguna ketika kesalahan dengan magnitude besar dianggap tidak dapat diterima dan perlu “dihukum” lebih berat oleh model (Willmott & Matsuura, 2005).

Perbedaan utama antara keduanya terletak pada sensitivitas terhadap kesalahan besar. RMSE akan selalu lebih besar atau sama dengan MAE karena adanya operasi pengkuadratan yang meningkatkan pengaruh *error* besar. Dalam konteks pemodelan tinggi badan, kedua metrik ini digunakan untuk menilai akurasi prediktif model, dengan MAE memberikan ukuran rata-rata kesalahan yang mudah diinterpretasikan, sedangkan RMSE menyoroti seberapa berat model “gagal” pada observasi dengan kesalahan yang besar.

Sebuah program kustom (*cv_svyreg*) digunakan untuk mengotomatisasi proses CV. Program ini melatih model pada 9 lipatan dan mengujinya pada 1 lipatan sisa, dengan tetap mengakomodasi desain survei (*svy. subpop*) pada setiap iterasi. Metode ini diterapkan untuk mengevaluasi MAE dan RMSE OOS pada setiap Model.

MAE dan RMSE tiap model disajikan pada Tabel 7. Pada tingkat populasi, model keseluruhan m2 dan m3 menunjukkan akurasi terbaik, dengan MAE $\pm$ SD sekitar $3,52 \pm 0,08$ cm dan RMSE $\pm$ SD sekitar $4,47 \pm 0,12$ cm. Kinerjanya lebih baik daripada m1 (MAE 3,71 cm; RMSE 4,75 cm), menandakan bahwa model m2/m3 menangkap variasi tinggi badan lebih efektif.

Deviasi standar antar-lipatan yang kecil memperlihatkan stabilitas estimasi pada skema 10-fold CV.

Tabel 7. Akurasi *Out-of-Sample* (OOS) Model Regresi Berdasarkan Sub Populasi

Kelompok Model	Nama Model	MAE (Rata-rata $\pm$ SD)	RMSE (Rata-rata $\pm$ SD)
Model Keseluruhan	m1	3,711 $\pm$ 0,058	4,745 $\pm$ 0,092
	m2	3,516 $\pm$ 0,081	4,465 $\pm$ 0,120
	m3	3,516 $\pm$ 0,083	4,466 $\pm$ 0,122
Model Spesifik Jenis Kelamin	mu	3,851 $\pm$ 0,112	4,877 $\pm$ 0,169
	mua	3,660 $\pm$ 0,148	4,593 $\pm$ 0,220
	fu	3,580 $\pm$ 0,158	4,611 $\pm$ 0,242
	fua	3,380 $\pm$ 0,160	4,336 $\pm$ 0,238
Model Spesifik Usia < 60 tahun	l6Ou	3,994 $\pm$ 0,137	5,127 $\pm$ 0,159
	l6Ous	3,464 $\pm$ 0,102	4,417 $\pm$ 0,134
	l6Ousa	3,397 $\pm$ 0,077	4,334 $\pm$ 0,133
Model Spesifik Usia $\geq$ 60 tahun	g6Ou	4,564 $\pm$ 0,265	5,775 $\pm$ 0,359
	g6Ous	4,073 $\pm$ 0,277	5,067 $\pm$ 0,304
	g6Ousa	3,946 $\pm$ 0,263	4,900 $\pm$ 0,266

Pada pemodelan menurut jenis kelamin, model perempuan yang telah disesuaikan dengan menambahkan variabel usia (fua) memberikan akurasi terbaik (MAE 3,38 $\pm$ 0,16 cm; RMSE 4,34 $\pm$ 0,24 cm), sedikit melampaui model m2. Model laki-laki yang disesuaikan (mua) juga membaik dibanding spesifikasi minimal (mu), namun tidak lebih baik dari m2. Temuan ini menyiratkan bahwa stratifikasi jenis kelamin bermanfaat jika disertai penambahan kovariat yang memadai.

Pada kelompok usia < 60 tahun, terdapat perbaikan bertahap dari spesifikasi minimal (l6Ou; MAE 3,99 cm; RMSE 5,13 cm) ke model dengan penambahan kovariat (l6Ous), dan mencapai kinerja terbaik pada l6Ousa (MAE 3,40 $\pm$ 0,08 cm; RMSE 4,33 $\pm$ 0,13 cm). Angka ini sedikit lebih baik daripada m2, khususnya pada RMSE. Hal ini menunjukkan bahwa menggunakan model khusus dewasa muda – paruh baya memberi presisi sedikit lebih tinggi.

Pada kelompok usia $\geq$ 60 tahun, semua model menunjukkan akurasi lebih rendah dibanding kelompok usia < 60, yang tercermin dari MAE dan RMSE yang lebih tinggi. Spesifikasi minimal (g6Ou) memiliki kinerja paling lemah (MAE 4,56 cm; RMSE 5,78 cm), tetapi penambahan kovariat meningkatkan performa hingga g6Ousa (MAE 3,95 $\pm$ 0,26 cm; RMSE 4,90 $\pm$ 0,27 cm). Walau masih sedikit di bawah m2, selisihnya mengecil, menandakan kelebihan model khusus untuk kelompok usia lanjut, namun peningkatan presisinya relatif kecil.

Oleh karena itu, model m2 dipilih menjadi model utama karena memberikan akurasi terbaik yang konsisten di populasi dengan kompleksitas model relatif rendah.

Tahap 5: Batas Akurasi Model

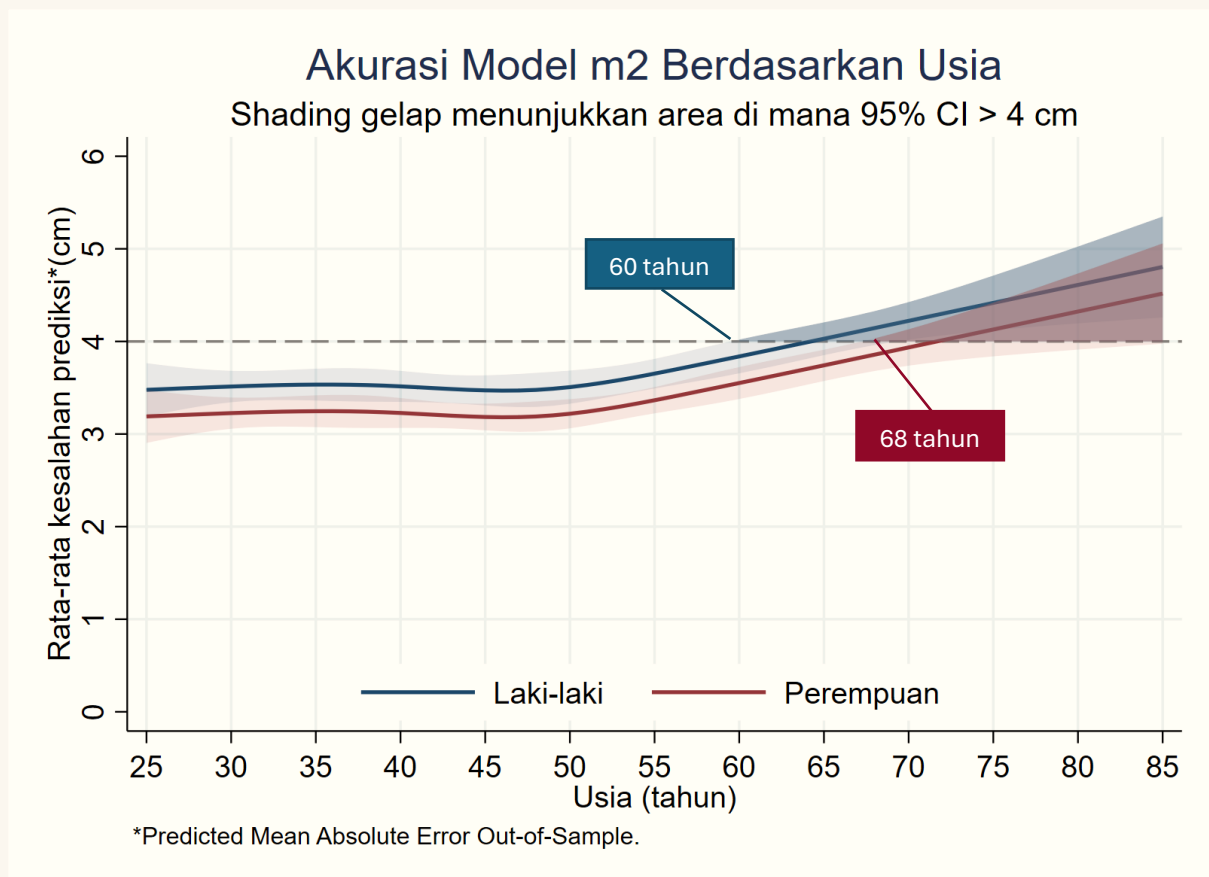
Selanjutnya dilakukan penentuan batas usia di mana akurasi prediksi model m2 menjadi tidak dapat diandalkan. Proses ini dimulai dengan mengekstrak data galat OOS individual melalui CV 10 lipatan yang terstratifikasi menurut strata survei dan jenis kelamin. Pada setiap lipatan, Model m2 dilatih pada data pelatihan lalu digunakan untuk memprediksi data uji pada lipatan tersebut. Selisih absolut antara nilai observasi dan nilai prediksi disimpan sebagai proksi MAE OOS per individu. Seluruh pelatihan, pemodelan, dan peringkasan metrik menggunakan perintah `svy` sehingga bobot, stratifikasi, dan karakteristik rancangan survei terakomodasi secara konsisten.

Untuk memetakan bagaimana kesalahan prediksi berubah menurut usia, hubungan antara usia dan MAE OOS dimodelkan secara fleksibel dengan *restricted cubic splines (RCS)*. Titik *knot* ditetapkan pada persentil 5, 27,5, 50, 72,5, dan 95 dari distribusi usia. Dengan *knot* tersebut dibentuk basis *spline*, kemudian dilakukan regresi dengan spesifikasi MAE OOS sebagai variabel dependen sedangkan usia dan jenis kelamin sebagai variabel independen, dibatasi pada sub populasi observasi luar sampel. Pemodelan dengan RCS sangat esensial karena memungkinkan penyesuaian kurva prediksi yang halus. Kurva ini secara efektif menggambarkan bagaimana rata-rata MAE yang diharapkan bervariasi secara non-linier di sepanjang rentang usia, serta menghasilkan 95%CI.

Untuk memungkinkan evaluasi kurva pada rentang usia yang seragam dan menjamin replikasi yang konsisten, dibuat himpunan titik evaluasi terstruktur. Himpunan ini terdiri dari kombinasi usia 25 hingga 85 tahun dengan kenaikan satu tahun untuk setiap jenis kelamin, dan berfungsi sebagai titik evaluasi, bukan data mentah yang asli. Selanjutnya, basis *spline* dibentuk ulang pada seluruh kumpulan data menggunakan *knot* yang sama. Berdasarkan model RCS yang aktif, nilai prediksi rata-rata MAE (*Mean Absolute Error*) dihitung untuk setiap titik evaluasi, bersama dengan kesalahan bakunya menggunakan metode delta. Langkah ini memungkinkan penyusunan interval kepercayaan 95% untuk setiap kelompok usia dan jenis kelamin.

Langkah selanjutnya adalah menetapkan kriteria ambang batas kegagalan yang bersifat konservatif. Ambang batas akurasi yang dapat ditoleransi ditetapkan sebagai MAE tidak melebihi 4 sentimeter. Titik usia kritis (kegagalan) kemudian diidentifikasi dengan membandingkan batas atas dari interval kepercayaan 95% (*Upper 95% Confidence Interval/UCI*) dari kurva prediksi MAE terhadap batas 4 sentimeter ini. Model dianggap mulai tidak andal pada usia pertama kali nilai Batas Atas Interval Kepercayaan tersebut melampaui 4 sentimeter.

Berdasarkan perbandingan ini, diidentifikasi bahwa keandalan model m2 mulai menurun pada usia 60 tahun untuk laki-laki dan 68 tahun untuk perempuan, sehingga perlu dipertimbangkan untuk menggunakan model alternatif yang dispesifikasikan khusus untuk sub populasi berusia 60 tahun ke atas (g60usa).



Gambar 1. Akurasi model m2 menurut usia

Tahap 6: Perbandingan dengan model lain dari literatur

Untuk mengevaluasi kinerja prediktif model yang dikembangkan dan membandingkannya dengan formula estimasi tinggi badan yang telah dipublikasikan sebelumnya (Tabel 8), dilakukan analisis *10-Fold CV OOS* dengan mempertimbangkan desain survei yang kompleks. Proses ini terdiri dari lima tahapan utama:

1. Estimasi Prediksi Model Literatur (*Baseline*)

Tabel 8. Formula tinggi badan dari ulna berdasarkan penelitian sebelumnya

Penulis	Populasi	Formula tinggi badan dari ulna
Sutriani and Isnawati (2014)	103 dewasa 19 – 29 tahun, Jawa Tengah	Laki-laki TB = $76,053 + 3,405 \times \text{ulna}$; Perempuan TB = $81,927 + 3,034 \times \text{ulna}$.
Mulyasari and Purbowati (2018)	303 mahasiswa usia 19 – 29, Jawa Tengah	TB = $2,525 \times \text{ulna} - 5,828 \times \text{Jenis kelamin}$ (perempuan =1; laki-laki=0) + 99,384
Bonell et al. (2017)	994 dewasa 21 – 64 tahun, Hanoi	Laki-laki TB = $85,61 + 3,16 \times \text{ulna}$; Perempuan TB = $85,80 + 2,97 \times \text{ulna}$.
Papadopoulou et al. (2024)	1.198 pasien rawat jalan/inap, Yunani	Laki-laki < 65 TB = $95,57 + 2,91 \times \text{ulna}$; Laki-laki ≥ 65 TB = $85,80 + 3,07 \times \text{ulna}$; Perempuan < 65 TB = $87,48 + 2,96 \times \text{ulna}$; Perempuan ≥ 65 TB = $88,17 + 2,75 \times \text{ulna}$.

Penulis	Populasi	Formula tinggi badan dari ulna
Ilayperuma et al. (2010)	258 dewasa usia 20 - 23, Sri Lanka	Laki-laki TB = $97,252 + 2,645 \times \text{ulna}$; Perempuan TB = $68,777 + 3,536 \times \text{ulna}$.

Langkah awal melibatkan perhitungan nilai prediksi tinggi badan berdasarkan lima formula yang sering dikutip dalam literatur: Bonell, Sutriani, Mulyasari, Papadopoulou, dan Ilayperuma. Setiap formula diterapkan pada seluruh set data sesuai dengan spesifikasi asli penelitiannya (misalnya, pemisahan berdasarkan jenis kelamin atau batasan usia tertentu). Nilai prediksi ini bersifat statis dan tidak dilatih ulang, berfungsi sebagai *baseline* eksternal untuk membandingkan akurasi model baru (m2 dan g60usia).

2. Stratifikasi dan Pembentukan Lipatan Validasi Silang

Untuk memastikan bahwa setiap sub sampel validasi merepresentasikan struktur populasi yang sebenarnya, proses pembagian data ke dalam 10 lipatan dilakukan menggunakan teknik *Stratified RandoSampling*. Stratifikasi didasarkan pada variabel desain survei (strata) dan jenis kelamin (jk). Hal ini menjamin bahwa setiap lipatan memiliki proporsi laki-laki dan perempuan serta karakteristik strata yang seimbang, meminimalkan bias yang mungkin timbul dari pembagian data yang acak murni.

3. Prosedur *Looping* Validasi Silang (10-Fold CV)

Inti dari analisis ini adalah prosedur iteratif di mana data dibagi menjadi set pelatihan (*training set*, 9 bagian) dan set pengujian (*test set*, 1 bagian) sebanyak 10 kali. Di setiap iterasi, proses berikut dilakukan:

- Pelatihan model m2: Model regresi linier m2 (variabel prediktor: Ulna, Usia, Jenis Kelamin) dilatih pada set pelatihan yang mencakup seluruh rentang usia. Koefisien yang dihasilkan kemudian digunakan untuk memprediksi tinggi badan pada set pengujian.
- Pelatihan Model Khusus Lansia (g60usia): Model ini dilatih secara eksklusif pada sub-populasi usia ≥ 60 tahun di dalam set pelatihan. Prediksi dan evaluasi *error* untuk model ini juga dibatasi hanya pada individu berusia ≥ 60 tahun di set pengujian.
- Evaluasi Model Literatur: Untuk model literatur yang bersifat statis, prediksi langsung dibandingkan dengan tinggi badan aktual pada set pengujian untuk menghitung *error*.
- Perhitungan Error OOS: Selisih antara nilai prediksi dan nilai aktual (observasi) pada set pengujian dihitung dan disimpan sebagai *Absolute Error* (untuk MAE) dan *Squared Error* (untuk RMSE).

4. Agregasi Metrik Kinerja Berbasis Desain Survei

Setelah iterasi ke-10 selesai, seluruh set data telah memiliki nilai *error* OOS. Langkah selanjutnya adalah menghitung rata-rata *error* tersebut untuk mendapatkan metrik kinerja akhir: MAE dan RMSE. Perhitungan ini dilakukan menggunakan perintah `suy`:

mean untuk memastikan bahwa estimasi *error* akurat secara populasi karena memperhitungkan bobot sampling (*sampling weights*).

5. Analisis Sub Populasi

Untuk mendapatkan informasi yang lebih rinci mengenai reliabilitas model pada populasi yang berbeda, metrik MAE dan RMSE dihitung tidak hanya secara total, tetapi juga dipecah berdasarkan karakteristik demografis kunci:

- Laki-laki (< 60 tahun vs ≥ 60 tahun)
- Perempuan (< 60 tahun vs ≥ 60 tahun)

Pendekatan ini memungkinkan identifikasi apakah model yang baru lebih unggul atau lebih lemah dibandingkan model literatur, serta memvalidasi keputusan untuk menggunakan model khusus bagi populasi lansia.

Tabel 9. Perbandingan MAE dan RMSE antar model untuk setiap sub populasi

Sub-populasi	Model	MAE (cm)	RMSE (cm)	Sub-populasi	Model	MAE (cm)	RMSE (cm)
Perempuan < 60	m2	3,252	4,196	Laki-laki < 60	m2	3,562	4,487
	Ilayperuma	3,796	4,992		Mulyasari	3,745	4,792
	Mulyasari	3,819	4,943		Sutriani	3,861	4,890
	Sutriani	4,211	5,387		Ilayperuma	4,090	5,191
	Bonell	5,939	7,031		Bonell	5,213	6,423
	Papadopoulou	7,210	8,218		Papadopoulou	7,983	9,044
	g6Ousa	.	.		g6Ousa	.	.
Perempuan ≥ 60	g6Ousa	3,842	4,820	Laki-laki ≥ 60	g6Ousa	4,048	4,990
	m2	3,866	4,851		m2	4,051	5,016
	Ilayperuma	5,890	7,420		Sutriani	5,505	6,903
	Mulyasari	6,228	7,623		Mulyasari	5,557	7,085
	Sutriani	6,720	8,130		Ilayperuma	6,269	7,797
	Papadopoulou	7,697	9,051		Bonell	7,782	9,230
	Bonell	8,826	10,060		Papadopoulou	7,955	9,271
Total Populasi	m2	3,517	4,468				
	g6Ousa	3,940	4,901				
	Mulyasari	4,217	5,475				
	Ilayperuma	4,376	5,694				
	Sutriani	4,469	5,728				
	Bonell	6,143	7,434				
	Papadopoulou	7,637	8,744				

Nilai MAE dan RMSE masing-masing model untuk setiap sub populasi disajikan dalam Tabel 9. Kinerja model yang lebih baik ditandai oleh nilai MAE dan RMSE yang lebih rendah, yang mana mencerminkan akurasi prediksi yang lebih tinggi.

Secara agregat, Model m2 menunjukkan kinerja prediktif yang paling unggul. Pada populasi keseluruhan (Total Populasi), Model m2 memiliki MAE (3,517 cm) dan RMSE (4,468 cm)

terendah. Keunggulan ini secara konsisten juga ditemukan pada sub-populasi usia < 60 tahun, baik pada sub-populasi Perempuan < 60 tahun (MAE 3,252 cm) maupun Laki-laki < 60 tahun (MAE 3,562 cm). Hal ini menegaskan validitas dan reliabilitas Model m2 sebagai prediktor utama untuk kohort yang lebih muda.

Namun, terlihat peningkatan MAE yang signifikan pada sub populasi usia ≥ 60 tahun atau lebih. Peningkatan galat ini berkisar antara 13,7% hingga 18,9% dibandingkan dengan kelompok usia kurang dari 60 tahun. Hal ini mungkin berkaitan dengan penyusutan tinggi badan (*stature loss*), yang lazim terjadi pada populasi geriatri. Pada sub populasi lansia, model yang diestimasi khusus untuk usia ≥ 60 tahun menunjukkan penurunan MAE yang sangat kecil dibanding model umum2 ($\approx 0,2$ cm pada perempuan dan $\approx 0,0 - 0,2$ cm pada laki-laki). Mengingat perbedaan tersebut tidak bermakna secara praktis dan batas kesepakatan 95% tetap berada pada kisaran yang sama, model m2 dipilih sebagai model utama karena lebih *parsimonious*.

Model-model lain seperti Mulyasari, Ilayperuma, dan Sutriani menunjukkan tingkat galat moderat, namun Model Bonell dan Papadopoulou secara konsisten menghasilkan tingkat galat tertinggi di semua sub populasi. Oleh karena itu, Model m2 direkomendasikan sebagai prediktor paling efektif secara umum, sementara model g6Ousa merupakan alternatif yang dapat digunakan pada populasi lansia.

Tahap 7: Evaluasi Kesepakatan Model

Selain mengevaluasi akurasi prediksi melalui MAE dan RMSE, analisis kesepakatan (*agreement*) antara nilai prediksi Model m2 dan nilai observasi aktual dilakukan menggunakan metode Bland-Altman. Analisis ini bertujuan untuk mendeteksi adanya bias sistematis dan memvisualisasikan batas kesepakatan (*Limits of Agreement*) di berbagai tingkat besaran pengukuran (Altman & Bland, 2018; Martin Bland & Altman, 1986). Komponen Plot Bland-Altman adalah sebagai berikut:

- Sumbu horizontal (X) memuat rata-rata pasangan pengukuran per subjek, yaitu $(X_{\text{terukur}} + X_{\text{prediksi}})/2$. Sumbu ini merepresentasikan rentang nilai yang diukur dan menjadi acuan untuk melihat apakah besaran galat berubah mengikuti besaran tinggi badan.
- Sumbu vertikal (y) memuat selisih pengukuran, umumnya didefinisikan sebagai $X_{\text{terukur}} - X_{\text{prediksi}}$. Tanda positif berarti prediksi cenderung lebih rendah dari hasil ukur, sedangkan tanda negatif berarti prediksi cenderung lebih tinggi.
- Garis bias (*Mean Difference*) adalah garis horizontal pada nilai rata-rata selisih $\bar{d}$. Nilai ini menunjukkan ada tidaknya bias sistematis; $\bar{d}$ mendekati nol menandakan tidak ada pergeseran sistematis antara metode. Jika garis bias mendekati nol dan tidak tampak pola kemiringan yang berarti, artinya tidak ada bias sistematis maupun proporsional yang kuat.

- Batas kesepakatan (*Limits of Agreement*, LoA) adalah dua garis horizontal pada $\bar{d} \pm 1,96 \times SD(d)$, yang secara teoritis mencakup sekitar 95% selisih antarmetode. Rentang ini dibandingkan dengan ambang klinis yang telah ditetapkan agar dapat dinilai kelayakannya untuk praktik. Jika sebagian besar titik berada dalam batas kesepakatan dan lebar LoA berada di bawah ambang galat yang dapat diterima secara klinis, kedua metode dianggap memiliki kesepakatan yang memadai untuk penggunaan yang dimaksud.
- Garis regresi (*Regression Line*) diperoleh dengan meregresikan selisih terhadap rata-rata pasangan. Garis ini menunjukkan hubungan linear antara selisih pengukuran (Sumbu Y) dan rata-rata pengukuran (Sumbu X). Kemiringan garis ini mengidentifikasi adanya bias proporsional—yaitu, apakah besarnya galat (selisih pengukuran) berubah secara sistematis seiring dengan meningkatnya besaran nilai yang diukur. Jika sebaran titik membentuk corong atau garis regresi miring, ada indikasi ragam galat tidak homogen atau bias proporsional (Giavarina, 2015).

Prosedur analisis terdiri dari tujuh tahapan utama:

1. Stratifikasi dan Pembentukan Lipatan Validasi Silang

Langkah awal melibatkan pembentukan 10 lipatan validasi yang merepresentasikan struktur populasi. Menggunakan teknik *Stratified Random Sampling*, data dibagi berdasarkan strata survei dan jenis kelamin (jk). Hal ini menjamin bahwa setiap lipatan memiliki komposisi demografis dan karakteristik desain survei yang seimbang, sehingga hasil validasi lebih *robust* dan tidak bias.

2. Persiapan Wadah Prediksi OOS

Variabel khusus disiapkan untuk menyimpan nilai prediksi OOS dari model m2 (pred_M2_oos). Variabel indikator (oos) juga dibuat untuk menandai observasi yang berfungsi sebagai data pengujian pada setiap iterasi validasi silang.

3. Prosedur Validasi Silang (10-Fold CV)

Proses validasi silang dilakukan secara iteratif. Pada setiap iterasi ($k = 1$ hingga 10):

- Model M2 dilatih pada 9 lipatan data pelatihan dengan memperhitungkan desain survei (suy: regress).
- Model yang telah dilatih kemudian digunakan untuk memprediksi tinggi badan pada 1 lipatan data pengujian.
- Nilai prediksi OOS disimpan, dan observasi pada lipatan tersebut ditandai sebagai data uji.

4. Evaluasi Akurasi Global OOS

Setelah seluruh iterasi selesai, akurasi prediksi global dievaluasi menggunakan metrik MAE dan RMSE. Perhitungan ini dilakukan pada seluruh data OOS dengan memperhitungkan bobot survei (suy: mean), memberikan gambaran umum kinerja model sebelum analisis kesepakatan yang lebih mendalam.

5. Persiapan Variabel Bland-Altman

Untuk analisis Bland-Altman, dua variabel kunci dihitung bagi setiap observasi OOS:

- Selisih (Diff): Nilai observasi aktual dikurangi nilai prediksi ($\text{tinggi_badan} - \text{pred_M2_oos}$).
- Rata-rata Pasangan (MeanPair): Rata-rata dari nilai observasi aktual dan nilai prediksi $((\text{tinggi_badan} + \text{pred_M2_oos})/2)$.

6. Estimasi Bias dan Batas Kesepakatan (Limits of Agreement)

Parameter Bland-Altman dihitung dengan mempertimbangkan desain survei yang kompleks:

- Bias Rata-rata yang dihitung sebagai rata-rata dari selisih (Diff), yang menunjukkan kecenderungan sistematis model untuk memprediksi lebih tinggi atau lebih rendah.
- Standar Deviasi Selisih (SD_diff) yaitu ukuran variabilitas selisih prediksi.
- Batas Kesepakatan 95% (LoA) dihitung sebagai Bias $\pm$ 1.96 kali Standar Deviasi Selisih. Interval ini mengindikasikan rentang di mana 95% selisih prediksi diharapkan berada.

Tabel 10. Parameter Bland-Altman

Sub-populasi	Bias	SD Selisih	Batas Kesepakatan 95%
Total Populasi	0	4.469	-8.759; 8.759
Laki-laki	-0.001	4.600	-9.016; 9.015
Perempuan	0.001	4.340	-8.506; 8.508
Laki-laki < 60 tahun	0.073	4.488	-8.723; 8.870
Laki-laki $\geq$ 60 tahun	-0.3	5.015	-10.130; 9.530
Perempuan < 60 tahun	0.044	4.195	-8.178; 8.265
Perempuan $\geq$ 60 tahun	-0.16	4.845	-9.656; 9.336

Hasil estimasi parameter Bland-Altman disajikan dalam Tabel 10. Rerata selisih antara tinggi badan terukur dan tinggi badan hasil prediksi model mendekati nol di seluruh sub populasi, sehingga tidak terdeteksi bias sistematis yang bermakna. Pada populasi total, simpangan baku selisih sebesar 4,469 cm menghasilkan batas kesepakatan 95% sekitar -8,76 hingga +8,76 cm. Temuan ini menunjukkan bahwa, secara rata-rata, model tidak cenderung menaksir terlalu tinggi atau rendah, namun penyebaran galat masih perlu diperhatikan dari sisi presisi.

Perbandingan menurut jenis kelamin menunjukkan prediksi untuk perempuan sedikit lebih presisi daripada laki-laki. Pada laki-laki, simpangan baku 4,60 cm memberi batas

kesepakatan $-9,02$ hingga $+9,02$ cm, sedangkan pada perempuan simpangan baku $4,34$ cm dengan batas kesepakatan $-8,51$ hingga $+8,51$ cm.

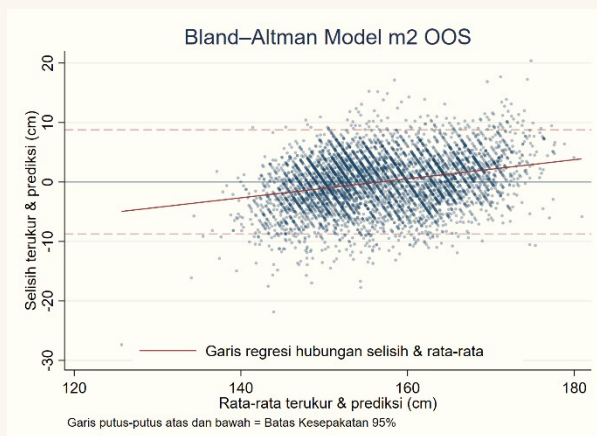
Ketika ditelisik menurut kelompok umur, presisi menurun pada usia lanjut. Di kelompok laki-laki, usia < 60 tahun memiliki simpangan baku $4,49$ cm (batas kesepakatan $-8,72$ hingga $+8,87$ cm), sementara usia ≥ 60 tahun meningkat menjadi $5,015$ cm ($-10,13$ hingga $+9,53$ cm). Pola serupa terlihat pada perempuan: usia < 60 tahun menunjukkan simpangan baku $4,195$ cm ($-8,18$ hingga $+8,27$ cm) dibanding usia ≥ 60 tahun $4,845$ cm ($-9,66$ hingga $+9,34$ cm).

7. Visualisasi Plot Bland-Altman dan Analisis Sub Populasi

Dibuat beberapa plot untuk mendeteksi potensi bias pada sub populasi tertentu:

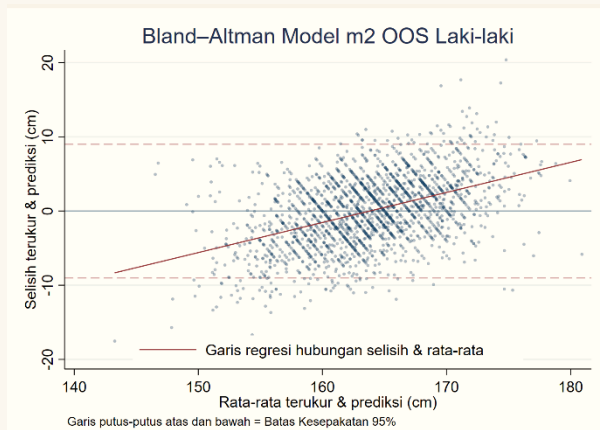
- Total Sampel: Memberikan gambaran kesepakatan secara keseluruhan.
- Berdasarkan Jenis Kelamin: Analisis terpisah untuk Laki-laki dan Perempuan.
- Berdasarkan Usia: Analisis lebih lanjut memisahkan populasi menjadi kelompok usia kurang dari 60 tahun dan 60 tahun atau lebih untuk setiap jenis kelamin. Hal ini krusial untuk mengevaluasi konsistensi kinerja model pada populasi lansia yang sering kali memiliki karakteristik fisiologis yang berbeda.

Interpretasi masing-masing plot adalah sebagai berikut:



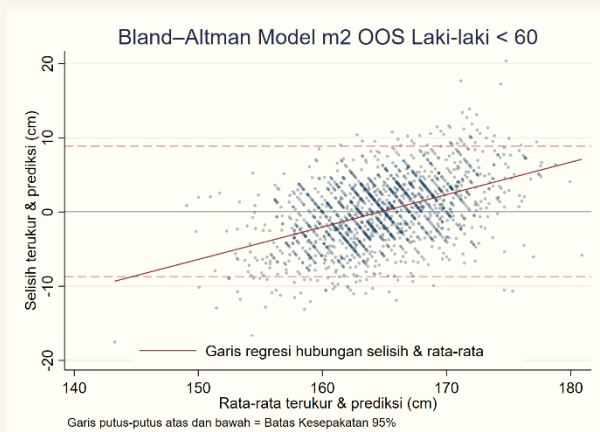
Gambar 2. Plot Bland-Altman Model m2: Seluruh sampel

- Sebaran titik terkonsentrasi di sekitar nol dengan garis bias mendekati 0 cm, sehingga tidak ada bias sistematis yang berarti secara keseluruhan.
- Garis regresi menanjak jelas, menandakan bias proporsional, yaitu pada tinggi badan yang lebih rendah selisih cenderung negatif (4), sedangkan pada tinggi badan lebih tinggi selisih menjadi positif (model memprediksi lebih rendah).
- Sebagian besar titik berada dalam LoA yang masih dalam kisaran ± 10 cm, sesuai dengan temuan penelitian sebelumnya.



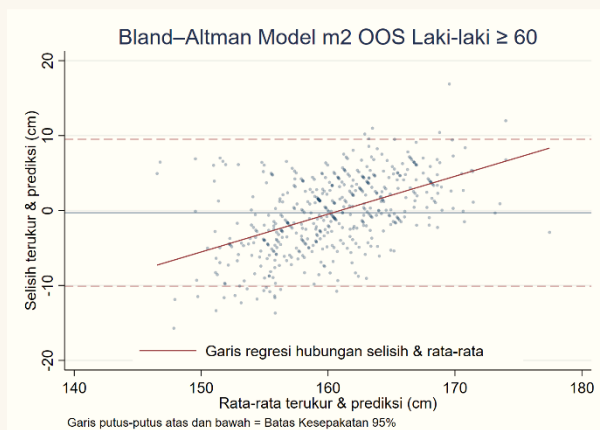
Gambar 3. Plot Bland-Altman Model m2: Laki-laki

- Garis bias rata-rata sangat dekat dengan nol, sehingga tidak tampak bias sistematis.
- Kemiringan regresi positif terlihat jelas, memperkuat adanya bias proporsional seperti pada populasi total.
- Mayoritas titik berada dalam LoA yang kisarannya antara ± 10 cm, meski sebaran sedikit lebih renggang dibanding perempuan.



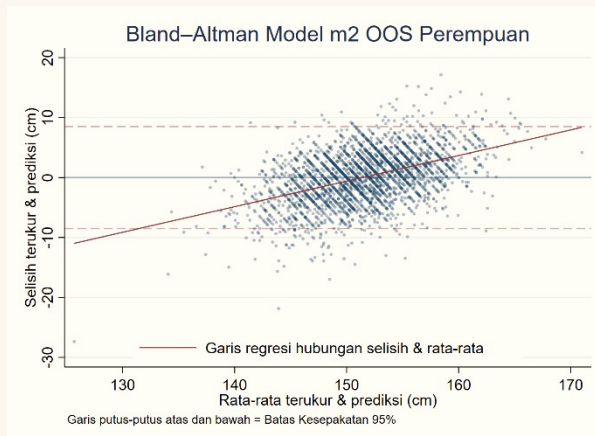
Gambar 4. Plot Bland-Altman Model m2: Laki-laki < 60 tahun

- Garis bias rata-rata mendekati nol, menandakan tidak ada pergeseran sistematis.
- Garis regresi menanjak namun lebih moderat daripada kelompok lansia, sehingga bias proporsional ada tetapi lebih ringan.
- Sebagian besar titik berada dalam LoA yang masih dalam rentang ± 10 cm, sehingga menunjukkan kesepakatan relatif baik.



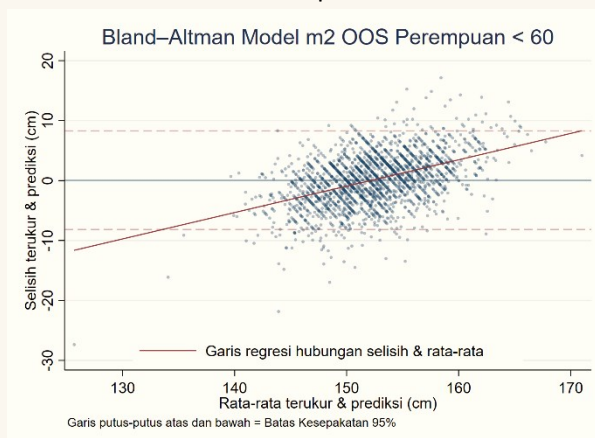
Gambar 5. Plot Bland-Altman Model m2: Laki-laki ≥ 60 tahun

- Garis bias rata-rata mendekati nol, tidak menunjukkan pergeseran sistematis.
- Garis regresi menanjak cukup tajam, sehingga bias proporsional paling terlihat di kelompok ini.
- Jumlah observasi lebih sedikit dan sebaran lebih renggang, namun mayoritas dalam LoA.
- LoA lebih lebar dari kelompok lain, sehingga presisi relatif menurun.



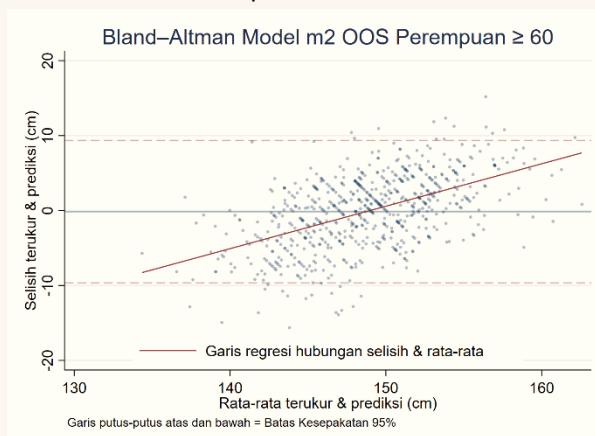
Gambar 6. Plot Bland-Altman Model m2: Perempuan

- Garis bias rata-rata mendekati nol, tidak menunjukkan pergeseran sistematis.
- Garis regresi menanjak, tetapi kemiringannya lebih landai dibanding laki-laki.
- Mayoritas titik berada dalam LoA yang masih di dalam kisaran ± 10 cm, menunjukkan kesepakatan sedikit lebih baik dibanding laki-laki.



Gambar 7. Plot Bland-Altman Model m2: Perempuan < 60 tahun

- Garis bias rata-rata mendekati nol, tidak menunjukkan pergeseran sistematis.
- Garis regresi menanjak ringan, sehingga bias proporsional relatif minimal.
- Sebagian besar titik berada dalam LoA
- LoA berada dalam rentang ± 10 cm dan merupakan salah satu yang paling sempit, menandakan kesepakatan terbaik pada sub kelompok perempuan.



Gambar 8. Plot Bland-Altman Model m2: Perempuan ≥ 60 tahun

- Garis bias sangat dekat dengan 0, tidak menunjukkan pergeseran sistematis.
- Garis regresi menanjak lebih tegas dibanding kelompok perempuan usia < 60, mengindikasikan bias proporsional yang lebih nyata pada lansia.
- Sebagian besar titik berada dalam LoA meskipun penyebaran lebih renggang dibanding perempuan < 60 tahun.
- LoA berada dalam rentang ± 10 cm.

Secara keseluruhan, analisis Bland-Altman menunjukkan tidak ada bias rata-rata yang berarti pada seluruh sampel maupun setiap sub kelompok. Batas kesepakatan 95% berada di kisaran yang seragam. Hampir seluruh titik pengamatan berada di dalam LoA pada masing-masing plot, menandakan kesepakatan yang konsisten di seluruh rentang nilai yang diamati.

Meskipun bias rata-rata mendekati nol, garis regresi selisih terhadap rata-rata menunjukkan kemiringan positif pada semua plot, sehingga terdapat bias proporsional yang konsisten. Secara praktis, model m2 sedikit cenderung memprediksi lebih tinggi dibandingkan data aktual pada individu dengan tinggi badan lebih rendah dan memprediksi terlalu rendah pada individu dengan tinggi badan lebih tinggi. Besarnya dispersi selisih tercermin dari simpangan baku yang bervariasi antar sub kelompok, dengan presisi terbaik pada perempuan < 60 tahun (SD 4,20 cm; LoA -8,18 hingga 8,27 cm) dan presisi relatif terendah pada laki-laki ≥ 60 tahun (SD 5,02 cm; LoA -10,13 hingga 9,53 cm). Variasi presisi ini selaras dengan pola titik pada plot, di mana kelompok lansia memperlihatkan sebaran yang lebih renggang dan kemiringan regresi yang lebih terjal dibandingkan kelompok usia lebih muda. Temuan ini sejalan dengan hasil evaluasi *out-of-sample* berbasis MAE/RMSE, yang menunjukkan akurasi rata-rata baik namun dengan galat yang meningkat pada ekor distribusi.

Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis regresi linier berganda dan evaluasi kinerja *out-of-sample* (OOS) menggunakan *10-fold cross validation*, dapat disimpulkan bahwa model m2 merupakan formula prediksi tinggi badan berdasarkan panjang tulang ulna dengan penyesuaian usia dan jenis kelamin yang memiliki kinerja terbaik untuk populasi dewasa di Kabupaten Sleman. Adapun formula prediksi tinggi badan berdasarkan model m2 adalah sebagai berikut:

$$\text{Tinggi badan} = 99,94 + (2,63 \times \text{ulna}) - (0,12 \times \text{usia}) - (6,63 \times \text{jenis kelamin})$$

Keterangan:

Jenis kelamin = 1 untuk perempuan, 0 untuk laki-laki

Untuk memudahkan penggunaan, formula m2 dapat diturunkan menjadi dua persamaan terpisah menurut jenis kelamin, sebagai berikut:

$$\text{Laki-laki: Tinggi badan} = 99,943 + (2,629 \times \text{Ulna}) - (0,115 \times \text{Usia})$$

$$\text{Perempuan: Tinggi badan} = 93,315 + (2,629 \times \text{Ulna}) - (0,115 \times \text{Usia})$$

Meskipun model m2 menawarkan kinerja OOS yang superior secara keseluruhan (MAE 3,52 dan RMSE 4,47 cm), terdapat beberapa batasan penting dalam penerapannya. Analisis validasi silang dan Bland-Altman menunjukkan bahwa kemampuan prediksi formula ini menurun secara bermakna pada kelompok lansia, terutama ketika kesalahan prediksi melampaui sekitar 4 cm. Penurunan kinerja tersebut paling jelas terlihat pada laki-laki berusia ≥ 60 tahun dan perempuan berusia ≥ 68 tahun. Temuan ini mengindikasikan bahwa penurunan tinggi badan (*stature loss*) akibat proses penuaan tidak sepenuhnya dapat dikompensasi oleh satu model tunggal, sehingga pada sub populasi tersebut dapat dipertimbangkan penggunaan model spesifik lansia (g6Ousa) untuk memperoleh akurasi prediksi yang lebih baik.

Daftar Pustaka

- Altman, D. G., & Bland, J. M. (2018). Measurement in Medicine: The Analysis of Method Comparison Studies. *Journal of the Royal Statistical Society Series D: The Statistician*, 32(3), 307-317. <https://doi.org/10.2307/2987937>
- Arlot, S., & Celisse, A. (2010). A survey of cross-validation procedures for model selection. *Statistics Surveys*, 4(none), 40-79. <https://doi.org/10.1214/09-SS054>
- Bonell, A., Huyen, N. N., Phu, V. D., Wertheim, H., & Nadjm, B. (2017). Determining the predictive equation for height froulna length in the Vietnamese Population. *Asia Pacific Journal of Clinical Nutrition*, 26(6), 982-986. <https://doi.org/10.6133/apjcn.012017.01>
- Giavarina, D. (2015). Understanding bland altman analysis. *Biochemia medica*, 25(2), 141-151. <https://doi.org/10.11613/BM.2015.015>
- Ilayperuma, I., Nanayakkara, G., & Palahepitiya, N. (2010). A model for the estimation of personal stature frothe length of forearm. *Int J Morphol*, 28(4), 1081-1086.
- Lima, M. F. S. d., Oliveira, L. P. d., Cabral, N. L. d. A., Liberalino, L. C. P., Bagni, U. V., Lima, K. C. d., & Lyra, C. d. O. (2018). Estimating the height of elderly nursing home residents: Which equation to use? *PLOS ONE*, 13(10), e0205642. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0205642>
- Madden, A. M., Mashanova, A., Amirabdollahian, F., Ghuman, S., Makda, M., Collinson, A., Dean, F., Hirsz, M., Lennie, S., Maynard, M. J., & Power, B. (2020). Improved prediction equations for estimating height in adults froethnically diverse backgrounds. *Clinical Nutrition*, 39(5), 1454-1463. <https://doi.org/10.1016/j.clnu.2019.06.007>
- Martin Bland, J., & Altman, D. (1986). Statistical Methods for Assessing Agreement Between Two Methods of Clinical Measurement. *The Lancet*, 327(8476), 307-310. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(86\)90837-8](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0140-6736(86)90837-8)
- Mulyasari, I., & Purbowati, P. (2018). Lingkar lengan atas dan panjang ulna sebagai parameter antropometri untuk memperkirakan berat badan dan tinggi badan orang dewasa [weight; height; MUAC; ulna length]. 2018, 7(1), 7. <https://doi.org/10.14710/jgi.7.1.30-36>
- Papadopoulou, A., Karayiannis, D., Dimitra, G., & Pafili, Z. (2024). The Accuracy of Height Prediction Equations in Greek Patients: A Cross-Sectional Study. *Nutrients*, 16(13), 2062. <https://doi.org/10.3390/nu16132062>
- Sarma, A., Das, G. C., Barman, B., Patowary, A. J., Ropmay, A. D., Boruah, P., Baruah, A., Saikia, B., Ronrang, L., & Barman, E. (2022). An Anatomical Study on the Measurement of Stature FroUlnar Length in the Adult Ethnic Khasi Tribal Population of the North Eastern Region of India. *Cureus*, 14(2), e22088. <https://doi.org/10.7759/cureus.22088>
- Sutriani, K. T., & Isnawati, M. (2014). Perbedaan Antara Tinggi Badan Berdasarkan Panjang Ulna Dengan Tinggi Badan Aktual Dewasa Muda di Kota Semarang [estimasi tinggi badan; antropometri; tulang ulna; Semarang]. 2014, 3(1), 8. <https://doi.org/10.14710/jnc.v3i1.4539>
- Willmott, C. J., & Matsuura, K. (2005). Advantages of the mean absolute error (MAE) over the root mean square error (RMSE) in assessing average model performance. *Climate Research*, 30, 79-82. <https://doi.org/10.3354/cr030079>

Lampiran

Stata dofile

```
cd "D:\ HDSS Sleman\ulna"
cap log close
log using "ulna tb .log",replace
use "XXX.dta",clear

*-----
/* ===== 0. Muat data dan set desain survei ===== */

/* Gantilah nama variabel sesuai data aslimu jika berbeda */
rename gv_ageyr_ usia
rename gv_ulna ulna
rename gv_tinggi tinggi_badan
rename art04 jk

* Set desain survei
bys strata: gen nh = _N
gen final_wgt = postwgt / nh
svyset [pweight=final_wgt], strata(strata) fpc(fpc)

/* ===== 1. Pembersihan dasar ===== */
misstable summarize
misstable pattern
count

drop if missing(ulna) | missing(tinggi_badan)
misstable summarize
duplicates report

/* Kategori usia (opsional untuk deskriptif) */
suusia, detail

gen agecat60 = .
replace agecat60 = 1 if inrange(usia,25,59)
replace agecat60 = 2 if usia>=60

label define agecatlbl 1 "25-59" 2 "60+"
label values agecat60 agecatlbl

bys agecat60: suusia, detail

/* Label jenis kelamin; pastikan 1=laki-laki, 2=perempuan sesuai data */
tab jk
tab jk,nol

*=====
**# Tahap 1: Analisis Deskriptif
*=====
svy: tabulate jk
svy: tabulate agecat60
svy: tabulate jk agecat60, row

*Export hasil tabulasi ke excel
** Semua sampel
**Oneway weighted
tabout jk agecat60 using charcat_svy_ulna.xls, c(col ci) f(2) csep(-)
npos(col) oneway svy percent replace
```

```

** tanpa bobot untuk mendapatkan frekuensi
tabout jk agecat60 using charcat_svy_ulna.xls, cells(freq) f(0) oneway append

**median and IQR dengan bobot
sutinggi_badan ulna usia [aw=postwgt], detail
bys jk: sutinggi_badan ulna [aw=postwgt], detail
bys agecat60: sutinggi_badan ulna [aw=postwgt], detail
bys jk agecat60: sutinggi_badan ulna [aw=postwgt], detail
*mean bobot
svy: mean tinggi_badan ulna usia
svy: mean tinggi_badan ulna usia, over(jk)
svy: mean tinggi_badan ulna, over(agecat60)
svy: mean tinggi_badan ulna, over(agecat60 jk)

save "XXX_ED.dta", replace
*=====
**# Tahap 2: Analisis Korelasi
*=====
* Siapkan komponen perkalian dan kuadrat
gen ulna2 = ulna^2
gen tb2 = tinggi_badan^2
gen ulna_tb = ulna*tinggi_badan

* Dapatkan ekspektasi (rata-rata) berbobot survei
svy: mean ulna tinggi_badan ulna2 tb2 ulna_tb
nlco(rho: (_b[ulna_tb] - _b[ulna]*_b[tinggi_badan]) / sqrt((_b[ulna2]-
_b[ulna]^2)*(_b[tb2]-_b[tinggi_badan]^2)))

* subset: laki-laki
svy: mean ulna tinggi_badan ulna2 tb2 ulna_tb if jk==1
nlco(rho: (_b[ulna_tb] - _b[ulna]*_b[tinggi_badan]) / sqrt((_b[ulna2]-
_b[ulna]^2)*(_b[tb2]-_b[tinggi_badan]^2)))

* subset: perempuan
svy: mean ulna tinggi_badan ulna2 tb2 ulna_tb if jk==2
nlco(rho: (_b[ulna_tb] - _b[ulna]*_b[tinggi_badan]) / sqrt((_b[ulna2]-
_b[ulna]^2)*(_b[tb2]-_b[tinggi_badan]^2)))

* subset: usia ≥60
svy: mean ulna tinggi_badan ulna2 tb2 ulna_tb if usia>=60
nlco(rho: (_b[ulna_tb] - _b[ulna]*_b[tinggi_badan]) / sqrt((_b[ulna2]-
_b[ulna]^2)*(_b[tb2]-_b[tinggi_badan]^2)))

* subset: usia <60
svy: mean ulna tinggi_badan ulna2 tb2 ulna_tb if usia<60
nlco(rho: (_b[ulna_tb] - _b[ulna]*_b[tinggi_badan]) / sqrt((_b[ulna2]-
_b[ulna]^2)*(_b[tb2]-_b[tinggi_badan]^2)))

* subset: laki-laki usia ≥60
svy: mean ulna tinggi_badan ulna2 tb2 ulna_tb if jk==1 & usia>=60
nlco(rho: (_b[ulna_tb] - _b[ulna]*_b[tinggi_badan]) / sqrt((_b[ulna2]-
_b[ulna]^2)*(_b[tb2]-_b[tinggi_badan]^2)))

* subset: laki-laki usia <60
svy: mean ulna tinggi_badan ulna2 tb2 ulna_tb if jk==1 & usia<60
nlco(rho: (_b[ulna_tb] - _b[ulna]*_b[tinggi_badan]) / sqrt((_b[ulna2]-
_b[ulna]^2)*(_b[tb2]-_b[tinggi_badan]^2)))

* subset: perempuan usia ≥60
svy: mean ulna tinggi_badan ulna2 tb2 ulna_tb if jk==2 & usia>=60

```



```

nlco(rho:      (_b[ulna_tb]-_b[ulna]*_b[tinggi_badan])      /      sqrt((_b[ulna2]-
_b[ulna]^2)*(_b[tb2]-_b[tinggi_badan]^2)))

* subset: perempuan usia <60
svy: mean ulna tinggi_badan ulna2 tb2 ulna_tb if jk==1 & usia<60
nlco(rho:      (_b[ulna_tb]-_b[ulna]*_b[tinggi_badan])      /      sqrt((_b[ulna2]-
_b[ulna]^2)*(_b[tb2]-_b[tinggi_badan]^2)))

*=====
**# Tahap 3: Pembentukan Model Regresi
*=====

* === Model 1: ulna + jk ===
svy: regress tinggi_badan c.ulna i.jk
estimates store m1

* === Model 2: ulna + usia + jk ===
svy: regress tinggi_badan c.ulna c.usia i.jk
estimates store m2
test usia                // uji kontribusi usia (tanpa prefix c.)

* === Model 3: ulna + usia##jk ===
svy: regress tinggi_badan c.ulna c.usia##i.jk
estimates store m3
testpari.jk#c.usia      // uji semua interaksi usia×jk sekaligus

estout m1 m2 m3 using "ulna_height_models.xls", replace ///
      cells("b(fmt(3)) se(fmt(3)) t(fmt(2)) p(fmt(3)) ci(fmt(3) par)") ///
      collabels("Koef" "SE" "t" "p-value" "95% CI") ///
      varlabels( ///
          c.ulna          "Panjang ulna per cm" ///
          c.usia          "Usia per tahun" ///
          1.jk            "Perempuan vs laki-laki" ///
          c.usia#1.jk     "Interaksi usia×perempuan" ///
          _cons           "Konstanta" ///
      ) ///
      stats(N r2 F p, ///
          fmt(%9.0f %6.3f %9.2f %6.3f) ///
          labels("N" "R2" "F model" "Model p"))

* ===== STRATA BERDASARKAN JENIS KELAMIN =====
* jk: 1 laki-laki, 2 perempuan

* -- Laki-laki: (A) ulna saja
svy: regress tinggi_badan c.ulna if jk==1
estimates store m_male_ulna

* -- Laki-laki: (B) ulna + usia
svy: regress tinggi_badan c.ulna c.usia if jk==1
estimates store m_male_ulna_age
test usia

* -- Perempuan: (A) ulna saja
svy: regress tinggi_badan c.ulna if jk==2
estimates store m_female_ulna

* -- Perempuan: (B) ulna + usia
svy: regress tinggi_badan c.ulna c.usia if jk==2
estimates store m_female_ulna_age
test usia

```



```

estout m_male_ulna m_male_ulna_age m_female_ulna m_female_ulna_age using
"ulna_height_models.xls", append ///
    cells("b(fmt(3)) se(fmt(3)) t(fmt(2)) p(fmt(3)) ci(fmt(3) par)") ///
    collabels("Koef" "SE" "t" "p-value" "95% CI") ///
    varlabels( ///
        c.ulna          "Panjang ulna per cm" ///
        c.usia          "Usia per tahun" ///
        l.jk            "Perempuan vs laki-laki" ///
        c.usia#l.jk     "Interaksi usia×perempuan" ///
        _cons           "Konstanta" ///
    ) ///
stats(N r2 F p, ///
    fmt(%9.0f %6.3f %9.2f %6.3f) ///
    labels("N" "R2" "F model" "Model p"))

* ===== STRATA BERDASARKAN USIA (<60 vs ≥60) =====
*label define agecatlbl 1 "25-59" 2 "60+"

* -- Usia <60: (C) ulna saja
svy: regress tinggi_badan c.ulna if agecat60==1
estimates store m_age_lt60_ulna

* -- Usia <60: (D) ulna + jk
svy: regress tinggi_badan c.ulna i.jk if agecat60==1
estimates store m_age_lt60_ulna_sex
testpari.jk

* -- Usia <60: (E) ulna + jk + usia
svy: regress tinggi_badan c.ulna i.jk c.usia if agecat60==1
estimates store m_age_lt60_ulna_sexu
testparc.usia

* -- Usia ≥60: (C) ulna saja
svy: regress tinggi_badan c.ulna if agecat60==2
estimates store m_age_ge60_ulna

* -- Usia ≥60: (D) ulna + jk
svy: regress tinggi_badan c.ulna i.jk if agecat60==2
estimates store m_age_ge60_ulna_sex
testpari.jk

* -- Usia ≥60: (E) ulna + jk + usia
svy: regress tinggi_badan c.ulna i.jk c.usia if agecat60==2
estimates store m_age_ge60_ulna_sexu
testpar c.usia

estout      m_age_lt60_ulna      m_age_lt60_ulna_sex      m_age_lt60_ulna_sexu
m_age_ge60_ulna      m_age_ge60_ulna_sex      m_age_ge60_ulna_sexu      using
"ulna_height_models.xls", append ///
    cells("b(fmt(3)) se(fmt(3)) t(fmt(2)) p(fmt(3)) ci(fmt(3) par)") ///
    collabels("Koef" "SE" "t" "p-value" "95% CI") ///
    varlabels( ///
        c.ulna          "Panjang ulna per cm" ///
        c.usia          "Usia per tahun" ///
        l.jk            "Perempuan vs laki-laki" ///
        c.usia#l.jk     "Interaksi usia×perempuan" ///
        _cons           "Konstanta" ///
    ) ///
stats(N r2 F p, ///
    fmt(%9.0f %6.3f %9.2f %6.3f) ///

```

```

labels("N" "R2" "F model" "Model p"))

*=====
**# Tahap 4: Validasi Model (Out-of-Sample)
**Validasi k-fold CV
*=====
* ----- SETUP: pastikan desain survei telah diset -----
* contoh:
* svyset [pweight=final_wgt], strata(strata) fpc(fpc)

* ----- Parameter CV -----
local K = 10
set seed 20251006

* Jika pernah ada, bersihkan dulu
capture drop fold_cv u

* Lipatan terstratifikasi dalasetiap kombinasi strata x jk
bys strata jk: gen double u = runiform()
bys strata jk (u): gen byte fold_cv = ceil(_n`K'/_N)

* Cek distribusi lipatan
tab fold_cv

* Optional: label
label define foldlbl 1 "Fold 1" 2 "Fold 2" 3 "Fold 3" 4 "Fold 4" 5 "Fold 5"
6 "Fold 6" 7 "Fold 7" 8 "Fold 8" 9 "Fold 9" 10 "Fold 10"
label values fold_cv foldlbl

tab fold_cv

*+++++
* Prograk-fold CV untuk svy: regress
capture progradrop cv_svyreg
progradefine cv_svyreg, rclass
    version 16
    syntax , DEP(varname) RHS(string) MODEL(name) K(integer) FOLD(varname)
///
    [ SUBPOP(string) ] OUTCSV(string)

    local depvar `dep'
    local rhs    `rhs'

    tempname mem
    tempfile _tmpcv
    postfile `mem' str20 model byte fold double mae rmse using "`_tmpcv'",
replace

    forvalues kk = 1/`k' {
        di as txt "=== `model' | Fold `kk' ==="

        // LATIH
        if `"'subpop'"' == "" {
            svy, subpop(if `fold'!=`kk'): regress `depvar' `rhs'
        }
        else {
            svy, subpop(if (`fold'!=`kk') & (`subpop')): regress `depvar'
`rhs'
        }
    }

```

```

// PREDIKSI & ERROR
tempvar xb err abse sqe
predict double `xb', xb
gen double `err' = `depvar' - `xb'
gen double `abse' = abs(`err')
gen double `sqe' = `err'^2

// EVALUASI
if ``subpop' == "" {
    svy, subpop(if `fold'==`kk'): mean `abse' `sqe'
}
else {
    svy, subpop(if (`fold'==`kk') & (`subpop')): mean `abse' `sqe'
}
matrix = r(table)
post `mem' (`model') (`kk') (M[1,1]) (sqrt(M[1,2]))

drop `xb' `err' `abse' `sqe'
}

postclose `mem'
preserve
use ``_tmpcv'", clear

// Simpan hasil per-fold (opsional)
export delimited using "outcsv", replace nolabel

// Ringkas
quietly summarize mae
scalar mean_mae = r(mean)
scalar sd_mae = r(sd)

quietly summarize rmse
scalar mean_rmse = r(mean)
scalar sd_rmse = r(sd)

// Kembalikan ke pemanggil
return scalar mae = mean_mae
return scalar sd_mae = sd_mae
return scalar rmse = mean_rmse
return scalar sd_rmse = sd_rmse

// TAMPILKAN dengan scalar lokal (bukan r())
di as res "==" CV `model' == mean(MAE) = " %6.3f mean_mae " ± " %6.3f
sd_mae ///
" | mean(RMSE) = " %6.3f mean_rmse " ± " %6.3f sd_rmse
restore
end
*+++++

save "XXX_ED2.dta", replace

* Pooled models
cv_svyreg , dep(tinggi_badan) rhs("c.ulna i.jk") model(m1) k(10)
fold(fold_cv) outcsv("cv_M1.csv")
cv_svyreg , dep(tinggi_badan) rhs("c.ulna c.usia i.jk") model(m2) k(10)
fold(fold_cv) outcsv("cv_M2.csv")
cv_svyreg , dep(tinggi_badan) rhs("c.ulna c.usia##i.jk") model(m3) k(10)
fold(fold_cv) outcsv("cv_M3.csv")

* Stratifikasi jenis kelamin

```

```

*laki-laki: ulna
cv_svyreg , dep(tinggi_badan) rhs("c.ulna") model(S_M_A) k(10)
fold(fold_cv) subpop("jk==1") outcsv("cv_S_M_A.csv")
*laki-laki: ulna+usia
cv_svyreg , dep(tinggi_badan) rhs("c.ulna c.usia") model(S_M_B) k(10)
fold(fold_cv) subpop("jk==1") outcsv("cv_S_M_B.csv")
*perempuan: ulna
cv_svyreg , dep(tinggi_badan) rhs("c.ulna") model(S_F_A) k(10)
fold(fold_cv) subpop("jk==2") outcsv("cv_S_F_A.csv")
*perempuan: ulna+usia
cv_svyreg , dep(tinggi_badan) rhs("c.ulna c.usia") model(S_F_B) k(10)
fold(fold_cv) subpop("jk==2") outcsv("cv_S_F_B.csv")

* Stratifikasi umur (<60 vs ≥60)
*<60: ulna
cv_svyreg , dep(tinggi_badan) rhs("c.ulna") model(A_lt60_C) k(10)
fold(fold_cv) subpop("agecat60==1") outcsv("cv_A_lt60_C.csv")
*<60: ulna+jk
cv_svyreg , dep(tinggi_badan) rhs("c.ulna i.jk") model(A_lt60_D) k(10)
fold(fold_cv) subpop("agecat60==1") outcsv("cv_A_lt60_D.csv")
*<60: ulna+jk+usia
cv_svyreg , dep(tinggi_badan) rhs("c.ulna i.jk c.usia") model(A_lt60_E)
k(10) fold(fold_cv) subpop("agecat60==1") outcsv("cv_A_lt60_E.csv")

*>60: ulna
cv_svyreg , dep(tinggi_badan) rhs("c.ulna") model(A_ge60_C) k(10)
fold(fold_cv) subpop("agecat60==2") outcsv("cv_A_ge60_C.csv")
*>60: ulna+jk
cv_svyreg , dep(tinggi_badan) rhs("c.ulna i.jk") model(A_ge60_D) k(10)
fold(fold_cv) subpop("agecat60==2") outcsv("cv_A_ge60_D.csv")
*>60: ulna+jk+usia
cv_svyreg , dep(tinggi_badan) rhs("c.ulna i.jk c.usia") model(A_ge60_E)
k(10) fold(fold_cv) subpop("agecat60==2") outcsv("cv_A_ge60_E.csv")

*=====
**# Tahap 5: Batas Akurasi Model
*=====

*(A) 10-fold CV → OOS errors untuk M2
* -- parameter CV & fold terstratifikasi
local K = 10
set seed 20251006

capture drop fold_cv u
bys strata jk: gen double u = runiform()
bys strata jk (u): gen byte fold_cv = ceil(_n*\`K'/_N)
label define foldlbl1 1 "Fold 1" 2 "Fold 2" 3 "Fold 3" 4 "Fold 4" 5 "Fold 5"
///
6 "Fold 6" 7 "Fold 7" 8 "Fold 8" 9 "Fold 9" 10 "Fold
10"
label values fold_cv foldlbl1

* -- siapkan wadah OOS
capture drop oos abse_oos sqe_oos
gen byte oos = 0
gen double abse_oos = .
gen double sqe_oos = .

* -- loop k-fold
forvalues k = 1/\`K' {
    di as txt "=== M2 | Fold `k' ==="

```

```

tempvar train xb err
gen byte `train' = (fold_cv != `k')          // 1=train, 0=test

svy, subpop(`train'): regress tinggi_badan c.ulna c.usia i.jk

predict double `xb', xb
gen double `err' = tinggi_badan - `xb'

replace oos          = 1          if fold_cv==`k'
replace abse_oos     = abs(`err')  if fold_cv==`k'
replace sqe_oos      = (`err')^2   if fold_cv==`k'

drop `xb' `err' `train'
}

* Rata-rata OOS (cek)
svy, subpop(oos): mean abse_oos sqe_oos
display as res "RMSE OOS (total): " %6.3f sqrt(_b[sqe_oos])

*(B) Restricted cubic splines untuk usia pada model MAE_OOS

* -- pilih knot RCS (5 knot ala Harrell; tak berbobot)
_pctile usia, p(5 27.5 50 72.5 95)
local k1 = r(r1)
local k2 = r(r2)
local k3 = r(r3)
local k4 = r(r4)
local k5 = r(r5)

* -- bentuk basis RCS usia
capture drop rcs_usia*
mkspline rcs_usia = usia, cubic knots(`k1' `k2' `k3' `k4' `k5')

* -- regresi design-based: MAE_OOS ~ RCS(usia) + jk (hanya pada OOS)
svy, subpop(oos): regress abse_oos rcs_usia* i.jk
/*
Tujuan dari analisis ini adalah untuk menguji dua hal:
1. Bentuk Hubungan Usia: Apakah hubungan antara usia dengan besarnya
kesalahan prediksi MAE OOS bersifat non-linear (melengkung), bukan hanya linier?
2. Efek Jenis Kelamin: Apakah jenis kelamin secara independen memengaruhi
besarnya kesalahan prediksi?
Model RCS
• Variabel Dependen: abse_oos (Mean Absolute Error Out-of-Sample) dari Model
M2.
• Variabel Prediktor: rcs_usia (variabel basis Restricted Cubic Splines
untuk usia) dan i.jk (Jenis Kelamin).
• Knots RCS: Digunakan 5 knots sesuai panduan Harrell (persentil ke-5, 27.5,
50, 72.5, dan 95)
untuk merepresentasikan hubungan non-linear. Penggunaan 5 knots
menghasilkan 4 variabel
basis spline rcs_usia1 hingga rcs_usia4.
*/

*(C) Prediksi MAE_OOS + 95% CI di grid usia 25-85 per jk (RCS)
* - Gunakan model RCS aktif dari langkah (B)
* - Pakai penanda permanen isgrid dan simpan hasil
preserve

* 1) Tambah 61*2 baris grid (usia=25..85, jk=1/2)
gen byte isgrid = 0

```

```

local N0 = _N
set obs `=_N + 61*2'

* indeks i = 1..122 untuk baris grid baru
gen long _i = _n - `N0'
replace isgrid = 1 if _n > `N0'
* usia berulang 2x (untuk jk=1 dan jk=2): 25,25,26,26,...,85,85
replace usia = 25 + floor((_i-1)/2) if _n > `N0'
* jk bergantian 1,2,1,2,...
replace jk = 1 + mod((_i-1), 2) if _n > `N0'
drop _i

* 2) Bentuk ulang basis RCS di seluruh data (pakai knot yang sama)
capture drop rcs_usia*
mkspline rcs_usia = usia, cubic knots(`k1' `k2' `k3' `k4' `k5')

* 3) Prediksi nilai harapan MAE_OOS dan SE (delta method dari e(V))
predictnl mae_hat = ///
    _b[_cons] ///
    + _b[rcs_usia1]*rcs_usia1 ///
    + _b[rcs_usia2]*rcs_usia2 ///
    + _b[rcs_usia3]*rcs_usia3 ///
    + _b[rcs_usia4]*rcs_usia4 ///
    + _b[2.jk]*(jk==2), se(se_mae)

gen double lci = mae_hat - invnormal(0.975)*se_mae if isgrid
gen double uci = mae_hat + invnormal(0.975)*se_mae if isgrid

* 4) Simpan hanya baris grid & tata rapi
keep if isgrid==1
keep jk usia mae_hat se_mae lci uci
label define jklbl 1 "laki-laki" 2 "perempuan"
label values jk jklbl
format mae_hat se_mae lci uci %6.3f

* (opsional) cek sekilas
list in 1/10, noobs

* 5) Simpan untuk analisis lanjutan
save "pred_grid_rcs.dta", replace

restore

*(D) Batas akurasi  $MAE \leq 4$  c(konservatif)
* - Pakai hasil prediksi yang disimpan di (C)
use "pred_grid_rcs.dta", clear

scalar delta = 4
bys jk (usia): gen byte fail = (uci > delta)

* usia pertama yang gagal (UCI melewati 4)
bys jk (usia): egen first_fail = min(cond(fail, usia, .))

* ringkas per jk
bys jk: keep if _n==1
list jk first_fail, noobs

*(E) Membuat grafik

use "pred_grid_rcs.dta", clear
* Ambang akurasi

```

```

scalar delta = 4
gen double thr = delta    // variabel konstan = 4 utk shading

* Flag gagal & usia-batas per jk
bys jk (usia): gen byte fail = (uci > delta)
bys jk (usia): egen first_fail = min(cond(fail, usia, .))

quietly summarize first_fail if jk==1, meanonly
scalar ff1 = r(min)
quietly summarize first_fail if jk==2, meanonly
scalar ff2 = r(min)

twoway ///
  /* --- Laki-laki (Biru) --- */ ///
  (rarea uci lci usia if jk==1, fcolor(navy%15) lcolor(navy%0)) ///
  (line      mae_hat  usia  if  jk==1,  lcolor(navy)  lwidth(medthick)
  lpattern(solid)) ///
  /* --- Perempuan (Marun) --- */ ///
  (rarea uci lci usia if jk==2, fcolor(maroon%15) lcolor(maroon%0)) ///
  (line      mae_hat  usia  if  jk==2,  lcolor(maroon)  lwidth(medthick)
  lpattern(solid)) ///
  /* --- Highlight Zona Gagal (Lebih Gelap) --- */ ///
  (rarea uci thr usia if uci>delta & jk==1, fcolor(navy%40) lcolor(navy%0))
  ///
  (rarea uci thr usia if uci>delta & jk==2, fcolor(maroon%40)
  lcolor(maroon%0)) ///
  , ///
  yline(`=delta', lcolor(gs8) lpattern(dash)) ///
  xlabel(25(5)85, grid) xtitle("Usia (tahun)") ///
  ylabel(0(1)6, grid format(%9.0g)) ytitle("Rata-rata kesalahan
prediksi*(cm)") ///
  legend(order(2 "Laki-laki" 4 "Perempuan") pos(6) ring(0)
  region(lcolor(none))) ///
  title("Akurasi Model m2 Berdasarkan Usia") ///
  subtitle("Shading gelap menunjukkan area di mana 95% CI > 4 cm") ///
  note("*Predicted Mean Absolute Error Out-of-Sample.")
  graphregion(color(white))

graph export "mae_rcs_overlay.png", width(1600) replace

*=====
**# Tahap 6: Perbandingan dengan model lain dari literatur
*=====
*OOS 10-fold CV untuk M2, M_g60usia, dan pembanding literatur

use "XXX_ED2.dta", clear
svyset [pweight=final_wgt], strata(strata) fpc(fpc)

* 0. Rumus literatur → prediksi statis
capture drop pred_Bonell pred_Sutriani sex01 pred_Mulyasari pred_Papad
pred_Ilayperuma
gen double pred_Bonell = .
replace pred_Bonell = 85.61 + 3.16*ulna if jk==1
replace pred_Bonell = 85.80 + 2.97*ulna if jk==2

gen double pred_Sutriani = .
replace pred_Sutriani = 76.053 + 3.405*ulna if jk==1
replace pred_Sutriani = 81.927 + 3.034*ulna if jk==2

gen byte sex01 = (jk==2)
gen double pred_Mulyasari = 2.525*ulna - 5.828*sex01 + 99.384

```

```

gen double pred_Papad = .
replace pred_Papad = 95.57 + 2.91*ulna if jk==1 & usia<65
replace pred_Papad = 85.80 + 3.07*ulna if jk==1 & usia>=65
replace pred_Papad = 87.48 + 2.96*ulna if jk==2 & usia<65
replace pred_Papad = 88.17 + 2.75*ulna if jk==2 & usia>=65

gen double pred_Ilayperuma = .
replace pred_Ilayperuma = 97.252 + 2.645*ulna if jk==1
replace pred_Ilayperuma = 68.777 + 3.536*ulna if jk==2

* 1. Susun fold CV terstratifikasi strata x jk
local K = 10
set seed 20251006
capture drop fold_cv u
bys strata jk: gen double u = runiform()
bys strata jk (u): gen byte fold_cv = ceil(_n*`K'/_N)
label define foldlb2 1 "F1" 2 "F2" 3 "F3" 4 "F4" 5 "F5" 6 "F6" 7 "F7" 8 "F8"
9 "F9" 10 "F10"
label values fold_cv foldlb2

* 2. Siapkan wadah OOS untuk tiap model (tambah M_g60usia)
capture drop oos ///
abse_M2 sqe_M2 ///
abse_Mg60 sqe_Mg60 ///
abse_Bonell sqe_Bonell ///
abse_Sutriani sqe_Sutriani ///
abse_Mulyasari sqe_Mulyasari ///
abse_Papad sqe_Papad ///
abse_Ilayperuma sqe_Ilayperuma
gen byte oos = 0
foreach in M2 Mg60 Bonell Sutriani Mulyasari Papad Ilayperuma {
    gen double abse_`m' = .
    gen double sqe_`m' = .
}

* 3. Loop 10-fold
forvalues k = 1/`K' {
    di as txt "=== OOS | Fold `k' ==="
    tempvar train xb err

    * indikator train
    gen byte `train' = (fold_cv != `k')

    * ----- M2: latih di seluruh usia (train), prediksi xb, hitung error di
    test
    svy, subpop(`train'): regress tinggi_badan c.ulna c.usia i.jk
    predict double `xb', xb
    gen double `err' = tinggi_badan - `xb'
    replace abse_M2 = abs(`err') if fold_cv==`k'
    replace sqe_M2 = (`err')^2 if fold_cv==`k'
    drop `xb' `err'

    * ----- M_g60usia: latih hanya usia>=60 di train, evaluasi hanya test &
    usia>=60
    tempvar xb60 tr60
    gen byte `tr60' = (`train'==1 & usia>=60)
    svy, subpop(`tr60'): regress tinggi_badan c.ulna c.usia i.jk
    predict double `xb60', xb
    replace abse_Mg60 = abs(tinggi_badan - `xb60') if fold_cv==`k' & usia>=60
    replace sqe_Mg60 = (tinggi_badan - `xb60')^2 if fold_cv==`k' & usia>=60

```



```

drop `xb60' `tr60'

* ----- Model literatur: evaluasi hanya di test fold
replace abse_Bonell      = abs(tinggi_badan - pred_Bonell)      if
fold_cv==`k'
replace sqe_Bonell      = (tinggi_badan - pred_Bonell)^2      if
fold_cv==`k'
replace abse_Sutriani   = abs(tinggi_badan - pred_Sutriani)   if
fold_cv==`k'
replace sqe_Sutriani   = (tinggi_badan - pred_Sutriani)^2   if
fold_cv==`k'
replace abse_Mulyasari  = abs(tinggi_badan - pred_Mulyasari)  if
fold_cv==`k'
replace sqe_Mulyasari  = (tinggi_badan - pred_Mulyasari)^2  if
fold_cv==`k'
replace abse_Papad     = abs(tinggi_badan - pred_Papad)     if
fold_cv==`k'
replace sqe_Papad     = (tinggi_badan - pred_Papad)^2     if
fold_cv==`k'
replace abse_Ilayperuma = abs(tinggi_badan - pred_Ilayperuma) if
fold_cv==`k'
replace sqe_Ilayperuma = (tinggi_badan - pred_Ilayperuma)^2 if
fold_cv==`k'

* tandai baris test fold
replace oos = 1 if fold_cv==`k'

drop `train'
}

* 4. Ringkas OOS berbasis desain, total dan per kombinasi jk x usia
tempname mem
tempfile results
postfile `mem' str24 model str24 subgroup double mae rmse using ``results'',
replace

* indikator subkelompok
capture drop male_u60 male_o60 fem_u60 fem_o60 o60 all_oos
gen byte male_u60 = (oos & jk==1 & usia<60)
gen byte male_o60 = (oos & jk==1 & usia>=60)
gen byte fem_u60  = (oos & jk==2 & usia<60)
gen byte fem_o60  = (oos & jk==2 & usia>=60)
gen byte o60      = (oos & usia>=60)
gen byte all_oos  = oos

* daftar model (tambah M_g60usia)
local model_list "M2 Mg60 Bonell Sutriani Mulyasari Papad Ilayperuma"

foreach of local model_list {

* --- Total: untuk Mg60 ini efektif hanya usia≥60 karena variabelnya
missing di <60
capture noisily svy, subpop(all_oos): mean abse_`m' sqe_`m'
if _rc==0 {
matrix = r(table)
post `mem' ("`m'") ("Total") (M[1,1]) (sqrt(M[1,2]))
}
else post `mem' ("`m'") ("Total") (.) (.)

* --- Laki-laki <60
capture noisily svy, subpop(male_u60): mean abse_`m' sqe_`m'

```

```

if _rc==0 {
  matrix = r(table)
  post `mem' ("`m'") ("Laki-laki <60") (M[1,1]) (sqrt(M[1,2]))
}
else post `mem' ("`m'") ("Laki-laki <60") (.) (.)

* --- Laki-laki ≥60
capture noisily svy, subpop(male_o60): mean abse_`m' sqe_`m'
if _rc==0 {
  matrix = r(table)
  post `mem' ("`m'") ("Laki-laki ≥60") (M[1,1]) (sqrt(M[1,2]))
}
else post `mem' ("`m'") ("Laki-laki ≥60") (.) (.)

* --- Perempuan <60
capture noisily svy, subpop(fem_u60): mean abse_`m' sqe_`m'
if _rc==0 {
  matrix = r(table)
  post `mem' ("`m'") ("Perempuan <60") (M[1,1]) (sqrt(M[1,2]))
}
else post `mem' ("`m'") ("Perempuan <60") (.) (.)

* --- Perempuan ≥60
capture noisily svy, subpop(fem_o60): mean abse_`m' sqe_`m'
if _rc==0 {
  matrix = r(table)
  post `mem' ("`m'") ("Perempuan ≥60") (M[1,1]) (sqrt(M[1,2]))
}
else post `mem' ("`m'") ("Perempuan ≥60") (.) (.)
}

postclose `mem'
preserve
use "`results'", clear
format mae rmse %6.3f
list, noobs sepby(model)
restore

* =====
**# Tahap 7: Evaluasi Kesepakatan Model (Bland-Altman OOS)
* =====

* 1) Buat fold terstratifikasi (pakai strata*jk jika tersedia; jika tidak,
jk saja)
local K = 10
set seed 20251006

capture drop fold_cv u
* cari nama strata dari svyset (jika ada)
local _strv : char _dta[_svystrata]
capture confirvariable `_strv'
if !_rc & "`_strv'"!="" {
  di as txt "Fold CV disusun per `_strv'" × jk"
  bys `_strv' jk: gen double u = runiform()
  bys `_strv' jk (u): gen byte fold_cv = ceil(_n*`K'/_N)
}
else {
  di as txt "Fold CV disusun per jk (strata tidak ditemukan)"
  bys jk: gen double u = runiform()
  bys jk (u): gen byte fold_cv = ceil(_n*`K'/_N)
}

```

```

}
drop u

* label untuk fold (hindari bentrok nama)
capture label drop foldlbl_cv
label define foldlbl_cv 1 "F1" 2 "F2" 3 "F3" 4 "F4" 5 "F5" 6 "F6" 7 "F7" 8
"F8" 9 "F9" 10 "F10"
label values fold_cv foldlbl_cv

* 2) Siapkan wadah prediksi OOS M2 yang aman di-rerun
capture confirvariable oos
if _rc gen byte oos = 0
else replace oos = 0

capture confirvariable pred_M2_oos
if _rc gen double pred_M2_oos = .
else replace pred_M2_oos = .

* 3) Loop k-fold: latih di train, prediksi xb untuk semua, simpan OOS di
test fold
forvalues k = 1/`K' {
    di as txt "=== M2 | Fold `k' ==="
    tempvar train xb
    gen byte `train' = (fold_cv != `k')          // 1=train, 0=test

    svy, subpop(`train'): regress tinggi_badan c.ulna c.usia i.jk
    predict double `xb', xb

    replace pred_M2_oos = `xb' if fold_cv==`k'
    replace oos          = 1    if fold_cv==`k'

    drop `train' `xb'
}

* 4) Cek ringkas MAE/RMSE OOS total
capture drop abse_M2 sqe_M2
gen double abse_M2 = abs(tinggi_badan - pred_M2_oos) if oos
gen double sqe_M2  = (tinggi_badan - pred_M2_oos)^2  if oos

svy, subpop(oos): mean abse_M2 sqe_M2
display as res "RMSE OOS (total) = " %6.3f sqrt(_b[sqe_M2])

* 5) Variabel untuk Bland-Altman OOS (pakai hanya baris oos)
capture drop diff meanpair
gen double diff      = tinggi_badan - pred_M2_oos if oos
gen double meanpair = (tinggi_badan + pred_M2_oos)/2 if oos
* --- 6) Bias & LoA berbasis desain (pakai momen) ---
capture drop diff2
gen double diff2 = diff^2 if oos

svy, subpop(oos): mean diff diff2
scalar BA_mu = _b[diff]
scalar BA_sd = sqrt( _b[diff2] - (_b[diff])^2 )
scalar BA_lo = BA_mu - 1.96*BA_sd
scalar BA_hi = BA_mu + 1.96*BA_sd

di as res "Bias = " %6.3f BA_mu " | SD = " %6.3f BA_sd ///
        " | LoA = [" %6.3f BA_lo ", " %6.3f BA_hi "]"

* --- 7) Plot Bland-Altman total OOS ---
*ALL

```

```

twoway ///
    (scatter diff meanpair if oos, msymbol(o) msize(vsmall) mcolor(navy%20))
    ///
    (lfit diff meanpair if oos, lcolor(maroon) lwidth(medthin)) ///
    , ///
    yline(`=BA_lo' `=BA_hi', lpattern(dash) lcolor(maroon%40)) ///
    yline(`=BA_mu', lpattern(solid) lcolor(navy%40) lwidth(medium)) ///
    ytitle("Selisih terukur & prediksi (cm)") ///
    xtitle("Rata-rata terukur & prediksi (cm)") ///
    title("Bland-Altman Model m2 OOS") ///
    note("Garis putus-putus atas dan bawah = Batas Kesepakatan 95%") ///
    legend(order(2 "Garis regresi hubungan selisih & rata-rata") pos(6)
ring(0) region(lcolor(none))) ///
    graphregion(color(white))

graph export "BA all.png", width(1600) replace

* Laki-laki
tempvar sub_male
gen byte `sub_male' = (jk==1) if oos
svy, subpop(`sub_male'): mean diff diff2
scalar BA_mu_ = _b[diff]
scalar BA_sd_ = sqrt(_b[diff2] - (_b[diff])^2)
scalar BA_lo_ = BA_mu_ - 1.96*BA_sd_m
scalar BA_hi_ = BA_mu_ + 1.96*BA_sd_m

di as res "Bias = " %6.3f BA_mu_ " | SD = " %6.3f BA_sd_ ///
    " | LoA = [" %6.3f BA_lo_ " , " %6.3f BA_hi_ "]"

twoway ///
    (scatter diff meanpair if oos & jk==1, msymbol(o) msize(vsmall)
mcolor(navy%20)) ///
    (lfit diff meanpair if oos & jk==1, lcolor(maroon) lwidth(medthin))
    ///
    , ///
    yline(`=BA_lo_m' `=BA_hi_m', lpattern(dash) lcolor(maroon%40)) ///
    yline(`=BA_mu_m', lpattern(solid) lcolor(navy%40) lwidth(medium))
    ///
    ytitle("Selisih terukur & prediksi (cm)") ///
    xtitle("Rata-rata terukur & prediksi (cm)") ///
    title("Bland-Altman Model m2 OOS Laki-laki") ///
    note("Garis putus-putus atas dan bawah = Batas Kesepakatan 95%") ///
    legend(order(2 "Garis regresi hubungan selisih & rata-rata") pos(6)
ring(0) region(lcolor(none))) ///
    graphregion(color(white))

graph export "BA male.png", width(1600) replace

* Pastikan variabel untuk BA tersedia (hanya OOS)
capture confirvariable diff
if _rc gen double diff = tinggi_badan - pred_M2_oos if oos
capture confirvariable meanpair
if _rc gen double meanpair = (tinggi_badan + pred_M2_oos)/2 if oos
capture confirvariable diff2
if _rc gen double diff2 = diff^2 if oos

* Indikator subgroup (hanya tandai pada baris OOS)
capture drop fe
gen byte fe= (jk==2) if oos

```

```

* Perempuan (semua usia)
svy, subpop(fem): mean diff diff2

scalar BA_mu_f = _b[diff]
scalar BA_sd_f = sqrt(_b[diff2] - (_b[diff])^2)
scalar BA_lo_f = BA_mu_f - 1.96*BA_sd_f
scalar BA_hi_f = BA_mu_f + 1.96*BA_sd_f
di as res "Bias = " %6.3f BA_mu_f " | SD = " %6.3f BA_sd_f ///
          " | LoA = [" %6.3f BA_lo_f ", " %6.3f BA_hi_f "]"

twoway ///
    (scatter diff meanpair if oos & jk==2, msymbol(o) msize(vsmall)
mcolor(navy%20)) ///
    (lfit diff meanpair if oos & jk==2, lcolor(maroon) lwidth(medthin))
///
    , ///
    yline(`=BA_lo_f' `=BA_hi_f', lpattern(dash) lcolor(maroon%40)) ///
    yline(`=BA_mu_f', lpattern(solid) lcolor(navy%40) lwidth(medium))
///
    ytitle("Selisih terukur & prediksi (cm)") ///
    xtitle("Rata-rata terukur & prediksi (cm)") ///
    title("Bland-Altman Model m2 OOS Perempuan") ///
    note("Garis putus-putus atas dan bawah = Batas Kesepakatan 95%") ///
    legend(order(2 "Garis regresi hubungan selisih & rata-rata") pos(6)
ring(0) region(lcolor(none))) ///
    graphregion(color(white))

graph export "BA female.png", width(1600) replace

* Laki-laki < 60 tahun
svy, subpop(male_u60): mean diff diff2
scalar BA_mu_m_u60 = _b[diff]
scalar BA_sd_m_u60 = sqrt(_b[diff2] - (_b[diff])^2)
scalar BA_lo_m_u60 = BA_mu_m_u60 - 1.96*BA_sd_m_u60
scalar BA_hi_m_u60 = BA_mu_m_u60 + 1.96*BA_sd_m_u60

di as res "Bias = " %6.3f BA_mu_m_u60 " | SD = " %6.3f BA_sd_m_u60 ///
          " | LoA = [" %6.3f BA_lo_m_u60 ", " %6.3f BA_hi_m_u60 "]"

twoway ///
    (scatter diff meanpair if oos & jk==1 & usia<60, msymbol(o) msize(vsmall)
mcolor(navy%20)) ///
    (lfit diff meanpair if oos & jk==1 & usia<60, lcolor(maroon)
lwidth(medthin)) ///
    , ///
    yline(`=BA_lo_m_u60' `=BA_hi_m_u60', lpattern(dash)
lcolor(maroon%40)) ///
    yline(`=BA_mu_m_u60', lpattern(solid) lcolor(navy%40)
lwidth(medium)) ///
    ytitle("Selisih terukur & prediksi (cm)") ///
    xtitle("Rata-rata terukur & prediksi (cm)") ///
    title("Bland-Altman Model m2 OOS Laki-laki < 60") ///
    note("Garis putus-putus atas dan bawah = Batas Kesepakatan 95%") ///
    legend(order(2 "Garis regresi hubungan selisih & rata-rata") pos(6)
ring(0) region(lcolor(none))) ///
    graphregion(color(white))

graph export "BA male160.png", width(1600) replace

```

```

*Laki-laki ≥ 60 tahun
svy, subpop(male_o60): mean diff diff2
scalar BA_mu_m_o60 = _b[diff]
scalar BA_sd_m_o60 = sqrt(_b[diff2] - (_b[diff])^2)
scalar BA_lo_m_o60 = BA_mu_m_o60 - 1.96*BA_sd_m_o60
scalar BA_hi_m_o60 = BA_mu_m_o60 + 1.96*BA_sd_m_o60

di as res "Bias = " %6.3f BA_mu_m_o60 " | SD = " %6.3f BA_sd_m_o60 ///
          " | LoA = [" %6.3f BA_lo_m_o60 ", " %6.3f BA_hi_m_o60 "]"

twoway ///
    (scatter diff meanpair if oos & jk==1 & usia>=60, msymbol(o)
msize(vsmall) mcolor(navy%20)) ///
    (lfit diff meanpair if oos & jk==1 & usia>=60, lcolor(maroon)
lwidth(medthin)) ///
    , ///
    yline(`=BA_lo_m_o60'                `=BA_hi_m_o60',          lpattern(dash)
lcolor(maroon%40)) ///
    yline(`=BA_mu_m_o60',              lpattern(solid)           lcolor(navy%40)
lwidth(medium)) ///
    ytitle("Selisih terukur & prediksi (cm)") ///
    xtitle("Rata-rata terukur & prediksi (cm)") ///
    title("Bland-Altman Model m2 OOS Laki-laki ≥ 60") ///
    note("Garis putus-putus atas dan bawah = Batas Kesepakatan 95%") ///
    legend(order(2 "Garis regresi hubungan selisih & rata-rata") pos(6)
ring(0) region(lcolor(none))) ///
    graphregion(color(white))

graph export "BA maleg60.png", width(1600) replace

* Perempuan < 60 tahun
svy, subpop(fem_u60): mean diff diff2
scalar BA_mu_f_u60 = _b[diff]
scalar BA_sd_f_u60 = sqrt(_b[diff2] - (_b[diff])^2)
scalar BA_lo_f_u60 = BA_mu_f_u60 - 1.96*BA_sd_f_u60
scalar BA_hi_f_u60 = BA_mu_f_u60 + 1.96*BA_sd_f_u60

di as res "Bias = " %6.3f BA_mu_f_u60 " | SD = " %6.3f BA_sd_f_u60 ///
          " | LoA = [" %6.3f BA_lo_f_u60 ", " %6.3f BA_hi_f_u60 "]"

twoway ///
    (scatter diff meanpair if oos & jk==2 & usia<60, msymbol(o) msize(vsmall)
mcolor(navy%20)) ///
    (lfit diff meanpair if oos & jk==2 & usia<60, lcolor(maroon)
lwidth(medthin)) ///
    , ///
    yline(`=BA_lo_f_u60'                `=BA_hi_f_u60',          lpattern(dash)
lcolor(maroon%40)) ///
    yline(`=BA_mu_f_u60',              lpattern(solid)           lcolor(navy%40)
lwidth(medium)) ///
    ytitle("Selisih terukur & prediksi (cm)") ///
    xtitle("Rata-rata terukur & prediksi (cm)") ///
    title("Bland-Altman Model m2 OOS Perempuan < 60") ///
    note("Garis putus-putus atas dan bawah = Batas Kesepakatan 95%") ///
    legend(order(2 "Garis regresi hubungan selisih & rata-rata") pos(6)
ring(0) region(lcolor(none))) ///
    graphregion(color(white))

```

```

graph export "BA female160.png", width(1600) replace

* Perempuan  $\geq 60$  tahun
svy, subpop(fem_o60): mean diff diff2
scalar BA_mu_f_o60 = _b[diff]
scalar BA_sd_f_o60 = sqrt(_b[diff2] - (_b[diff])^2)
scalar BA_lo_f_o60 = BA_mu_f_o60 - 1.96*BA_sd_f_o60
scalar BA_hi_f_o60 = BA_mu_f_o60 + 1.96*BA_sd_f_o60

di as res "Bias = " %6.3f BA_mu_f_o60 " | SD = " %6.3f BA_sd_f_o60 ///
        " | LoA = [" %6.3f BA_lo_f_o60 ", " %6.3f BA_hi_f_o60 "]"

twoway ///
    (scatter diff meanpair if oos & jk==2 & usia>=60, msymbol(o)
    msize(vsmall) mcolor(navy%20)) ///
    (lfit diff meanpair if oos & jk==2 & usia>=60, lcolor(maroon)
    lwidth(medthin)) ///
    , ///
    yline(`=BA_lo_f_o60'          `=BA_hi_f_o60',          lpattern(dash)
    lcolor(maroon%40)) ///
    yline(`=BA_mu_f_o60',          lpattern(solid)          lcolor(navy%40)
    lwidth(medium)) ///
    ytitle("Selisih terukur & prediksi (cm)") ///
    xtitle("Rata-rata terukur & prediksi (cm)") ///
    title("Bland-Altman Model m2 OOS Perempuan  $\geq 60$ ") ///
    note("Garis putus-putus atas dan bawah = Batas Kesepakatan 95%") ///
    legend(order(2 "Garis regresi hubungan selisih & rata-rata") pos(6)
    ring(0) region(lcolor(none))) ///
    graphregion(color(white))

graph export "BA female60.png", width(1600) replace

```