

Length of Stay Patterns and Their Relation to Coding Accuracy

Polanya Lama Tinggal Pasien dan Hubungannya dengan Akurasi Koding

Husni Abdul Muchlis^{1*}, Witri Zuama Qomariana², Mieke Nurmalasari³, Anastasia Cyntia Dewi Kurniawati⁴, Betri Widya Lestari⁵

^{1,2,3,4}Program Studi S1 Terapan Manajemen Informasi Kesehatan, Universitas Esa Unggul, Jakarta Barat, Indonesia

⁵Rumah Sakit Pelni, Jakarta Barat, Indonesia

Email: husni.abdul@esaunggul.ac.id

Abstract—Hospitals face efficiency and quality challenges within the Case-Based Groups (CBG's) financing system, where a patient's Length of Stay (LOS) is critical. Accurate LOS data is crucial for strategic decisions, cost management, and quality care. A study at a Type B Hospital in Bekasi City found significant variation and outliers in LOS, indicating a non-normal distribution. This observational analytic study, involving 3,151 inpatient claims from January 2024, analyzed LOS data and its impact on clinical documentation and coding quality. The analysis compared the Arithmetic Mean Length of Stay (AMLOS) and the Geometric Mean Length of Stay (GMLOS) to identify outliers, followed by a Wilcoxon test. Results showed LOS varied from 1 to 48 days, with an AMLOS of 7.13 and a GMLOS of 6.76 days, indicating positive skewness from outliers. AMLOS was consistently higher than GMLOS in the top 10 CBG's, especially for moderate and severe cases. The Wilcoxon test ($p < 0.05$) confirmed a significant statistical difference, showing GMLOS more accurately represents the appropriate LOS. The presence of outliers (e.g., >30 or 44 days) suggests potential issues with documentation or coding. Therefore, using the more robust GMLOS is crucial for hospitals to optimize management, improve care, and maintain the quality of clinical documentation and coding.

Keywords—Length of Stay, Case-Based Groups, AMLOS, GMLOS, Hospital Management

Abstrak—Rumah sakit menghadapi tantangan efisiensi dan kualitas layanan dalam sistem pembiayaan *Case Based Groups* (CBG's), di mana Lama Rawat Inap (LOS) pasien memegang peran vital. Akurasi data LOS sangatlah krusial untuk pengambilan keputusan strategis, pengelolaan biaya, dan penjaminan kualitas perawatan pasien. Data menunjukkan terdapat variasi dan keberadaan *outlier* pada LOS di Rumah Sakit Tipe B Kota Bekasi hal ini mengindikasikan distribusi data tidak normal. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis data LOS serta dampaknya terhadap kualitas kode/dokumentasi klinis. Desain penelitian observasional analitik pada 3.151 data klaim pasien rawat inap bulan Januari 2024. Analisis awal melibatkan perbandingan AMLOS dan GMLOS untuk identifikasi *outlier*, dilanjutkan Uji Wilcoxon. Hasil menunjukkan LOS bervariasi 1-48 hari, dengan AMLOS 7,13 hari dan GMLOS 6,76 hari, mengindikasikan distribusi *skewness* positif akibat *outlier*. AMLOS selalu lebih tinggi dari GMLOS pada 10 kode CBG's teratas, terutama pada *severity level* Sedang dan Berat. Uji Wilcoxon ($0.00 < 0.05$) menunjukkan perbedaan statistik yang signifikan, menegaskan GMLOS lebih efektif merepresentasikan LOS yang seharusnya. Kehadiran *outlier* (seperti >30 atau 44 hari) mengindikasikan masalah dokumentasi dan/atau kodefikasi klinis. Oleh karena itu, GMLOS yang lebih tangguh dan presisi sangat krusial dan rumah sakit perlu melakukan optimasi manajemen rumah sakit, peningkatan perawatan, dan menjaga kualitas dokumentasi dan kodefikasi klinis.

Kata Kunci— *Lamanya Masa Tinggal, Kelompok Berbasis Kasus, AMLOS, GMLOS, Manajemen Rumah Sakit*

I. PENDAHULUAN

Manajemen rumah sakit modern kini berhadapan dengan tantangan besar: bagaimana caranya menjaga operasional tetap efisien tanpa mengorbankan kualitas pelayanan prima, terutama dengan adanya sistem pembiayaan berbasis *Case Base Groups* (CBG's). Dalam konteks ini, Lama Rawat Inap (LOS) pasien menjadi penentu utama. Indikator ini sangat vital karena langsung memengaruhi seberapa optimal sumber daya terpakai, berapa biaya operasional yang dikeluarkan, dan pada akhirnya, seberapa besar klaim pembiayaan yang bisa diajukan. Oleh karena itu, memiliki data LOS yang akurat dalam sistem klaim itu mutlak. Keakuratan ini bukan hanya penting untuk pengambilan keputusan strategis rumah sakit, tapi juga demi menciptakan keadilan dalam sistem pembiayaan secara keseluruhan (Howard, 2024b, 2024a; Lötsch et al., 2024).

Data Lama Rawat Inap (LOS) yang digunakan untuk klaim pembiayaan *Case Base Groups* (CBG's) bukan merupakan data instan, melainkan hasil dari serangkaian proses yang cukup kompleks. Semuanya berawal dari dokumentasi klinis yang dibuat oleh tenaga medis. Setelah itu, informasi tersebut akan melewati proses kodefikasi klinis yang mengubahnya menjadi kode diagnosis dan prosedur standar. Kode - kode inilah yang nantinya dipakai untuk mengelompokkan kasus pasien ke dalam CBG's. Penting diketahui, setiap kelompok CBG's memiliki estimasi LOS standar dan nilai *reimbursement* yang berbeda-beda. Sehingga, kualitas dokumentasi dan ketepatan kodefikasi sangatlah fundamental untuk menentukan seberapa akurat pengelompokan CBG's dan seberapa valid LOS yang tercatat di klaim.

Secara konvensional, *Arithmetic Mean Length of Stay* (AMLOS) atau rata-rata lama rawat inap aritmetika, memang sudah lama jadi metrik standar karena perhitungannya yang sederhana. Namun, ada temuan menarik dari data e-klaim di salah satu Rumah Sakit Tipe B di Kota Bekasi. Kami melihat adanya variasi yang cukup signifikan pada lama rawat inap untuk diagnosis tertentu dalam kode *grouping* INA-CBG's. Fenomena ini seringkali menjadi indikasi kuat adanya *outlier* LOS, yaitu kasus pasien yang masa rawat inapnya jauh lebih singkat atau justru jauh lebih panjang dari kebanyakan. Ini menunjukkan dengan jelas bahwa data LOS seringkali tidak terdistribusi secara normal (*abnormal*) (Howard, 2024a). Kehadiran *outlier* ini bisa sangat memengaruhi nilai AMLOS, membuatnya jadi kurang menggambarkan durasi rawat inap yang "tipikal" untuk sebagian besar pasien. Akibatnya, hal ini berpotensi menyesatkan saat kita menganalisis kinerja atau memperkirakan biaya. (Pauldin, 2021)

Menanggapi keterbatasan AMLOS, *Geometric Mean Length of Stay* (GMLOS) kini diakui sebagai alternatif yang lebih kuat dan akurat. GMLOS punya karakteristik unik yang membuatnya lebih kebal terhadap pengaruh nilai-nilai ekstrem atau *outlier*. Dengan begitu, GMLOS mampu memberikan gambaran yang lebih representatif mengenai "pusat" dari sebaran LOS (Howard, 2024a). Fleksibilitas GMLOS dalam menangani data yang tidak simetris atau miring menjadikannya pilihan yang lebih unggul. Ini sangat penting, terutama dalam sistem klasifikasi pasien yang kompleks seperti CBG's yang memang digunakan untuk tujuan penggantian biaya atau *reimbursement*. (Brodie, 2019). Sejumlah penelitian juga menegaskan bahwa GMLOS lebih akurat dalam menggambarkan rata-rata LOS yang "tipikal" dalam CBG's. Ini karena kemampuannya yang luar biasa dalam mengurangi dampak data yang tidak wajar atau *abnormal*, yang sering kali disebabkan oleh nilai-nilai ekstrem. (Mahyoub et al., 2024)

II. METODE

Penelitian ini akan menggunakan desain deskriptif analitik retrospektif untuk menganalisis data E-Klaim pasien rawat inap. Data akan diambil dari salah satu Rumah Sakit Tipe B di Kota Bekasi, khusus untuk periode Tahun 2024. Populasi penelitian ini cukup besar, yaitu 3.151 data klaim pasien rawat inap, dan seluruh data ini akan dijadikan sampel agar cakupan datanya komprehensif

Analisis data akan diawali dengan statistik deskriptif untuk menjelaskan karakteristik data dan sebaran Length of Stay (LOS). Selanjutnya, kami akan membandingkan Arithmetic Mean Length of Stay (AMLOS) dan Geometric Mean Length of Stay (GMLOS) dalam upaya mengidentifikasi jumlah serta karakteristik outlier. Selain itu, penelitian ini juga akan menggali potensi kesalahan dalam proses dokumentasi klinis dan kodifikasi yang kemungkinan berkontribusi pada munculnya outlier LOS.

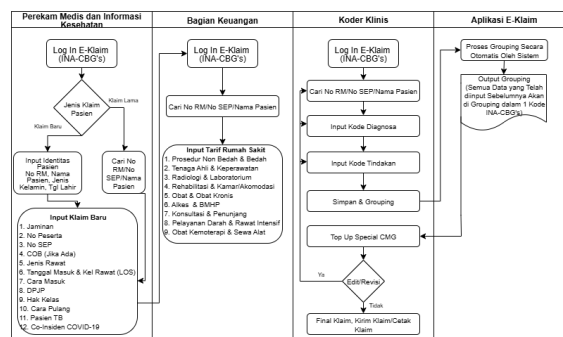
Untuk menguji signifikansi perbedaan antara AMLOS dan GMLOS, serta memvalidasi temuan terkait outlier LOS, penelitian ini juga akan melibatkan uji hipotesis. Uji-T akan diterapkan untuk menentukan apakah perbedaan yang diamati antara kedua metrik ini (AMLOS dan GMLOS) bersifat signifikan secara statistik. Proses ini akan melibatkan perumusan hipotesis nol dan alternatif, penentuan tingkat signifikansi, serta interpretasi nilai p untuk menarik kesimpulan yang kuat mengenai efektivitas GMLOS dalam merepresentasikan LOS yang sebenarnya dan implikasi keberadaan outlier terhadap manajemen pelayanan kesehatan.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. HASIL

1. Proses Klaim Pada Aplikasi INA-CBG's (E-Klaim)

Proses klaim pada E-Klaim (INA-CBG's) melewati beberapa tahapan, mulai dari pendaftaran klaim hingga akhirnya menghasilkan *output grouping*. Alur ini melibatkan peran penting dari berbagai pihak, seperti bagian Rekam Medis dan Informasi Kesehatan, Bagian Keuangan, Koder Klinis, dan tentu saja Aplikasi E-Klaim itu sendiri. Di bawah ini adalah gambaran visual mengenai proses klaim pada aplikasi INA-CBG's (E-Klaim).



Gambar 1. Proses Klaim Pada Aplikasi INA-CBG's (E-Klaim)

Prosesnya dimulai dengan login ke aplikasi E-Klaim (INA-CBG's) oleh berbagai pihak yang berkepentingan. Bagian Rekam Medis bertugas menginput klaim baru atau mencari data pasien untuk klaim yang sudah ada. Kemudian, Bagian Keuangan akan memasukkan tarif rumah sakit sesuai kategori layanan yang beragam. Sementara itu, Koder Klinis bertanggung jawab penuh mencari data pasien, menginput diagnosis dan tindakan, lalu menyimpan dan melakukan grouping. Setelah tahap ini, akan ada proses top up special CMG, dan jika diperlukan, dilakukan edit atau revisi sebelum klaim benar-benar difinalisasi. Semua data yang sudah dimasukkan tadi akan otomatis digabungkan oleh sistem ke dalam satu kode INA-CBG's untuk menghasilkan output grouping.

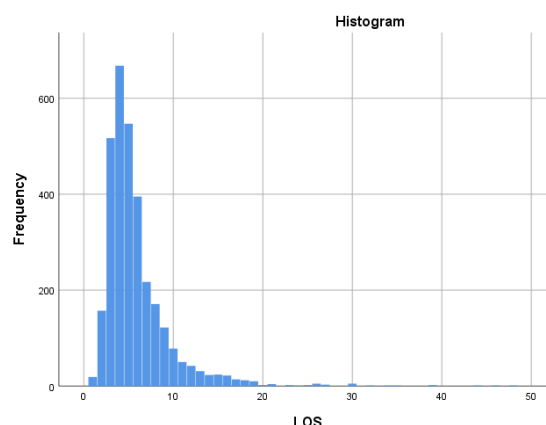
2. Gambaran Umum Data *Length of Stay* (LOS)

Analisis *Length of Stay* (LOS) dari data E-Klaim di Rumah Sakit Tipe B Kota Bekasi telah mengungkap pola durasi rawat inap pasien. Kami menyajikan data (3151 data) deskriptif LOS untuk memberikan gambaran yang komprehensif mengenai distribusinya seperti pada tabel berikut:

Tabel 1. Distribusi *Length of Stay* (LOS) Secara Keseluruhan di Rumah Sakit Tipe B Kota Bekasi Januari 2024

Min	Max	Median	Std. Dev	AM LOS	GM LOS	Koef. Skew.
1	48	5	3,88	7,13	6,76	3,52

Tabel 1 merangkum statistik deskriptif *Length of Stay* (LOS) dari seluruh data E-Klaim pasien rawat inap yang kami teliti. Dari data ini, terlihat jelas bahwa LOS punya rentang yang lebar, yaitu dari minimum 1 hari hingga maksimum 48 hari. Ini menunjukkan adanya variasi signifikan dalam durasi rawat inap.



Gambar 2. Histogram Sebaran *Length of Stay* (LOS) Pasien dengan Distribusi *Positively Skewed* (*Right-Skewed*)

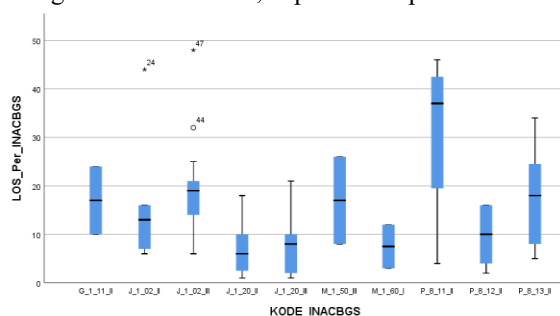
Saat membandingkan nilai rata-rata (*Mean*) LOS sebesar 7,13 hari dengan *geometric Mean* LOS sebesar 6,76 hari, ada indikasi kuat bahwa distribusi data miring (*skewed*). Koefisien *skewness* yang mencapai 3,52 menegaskan bahwa distribusi data LOS menunjukkan kemiringan positif yang sangat signifikan (*highly positively skewed*).

Ini berarti, sebagian besar data LOS terkonsentrasi pada durasi rawat inap yang lebih pendek (Gambar 2). Namun, ada "ekor panjang" di sisi kanan distribusi yang disebabkan oleh sejumlah kecil kasus dengan lama rawat inap yang jauh lebih panjang, inilah yang kita sebut *outlier*. Konsekuensinya, nilai *Arithmetic Mean* (rata-rata aritmetika) cenderung menjadi lebih besar dibandingkan nilai *geometric Mean*.

3. Perbandingan *Arithmetic Mean Length of Stay* (AMLOS) dan *Geometric Mean Length of Stay* (GMLOS)

Analisis *Length of Stay* (LOS) yang kami lakukan dari data E-Klaim di Rumah Sakit Tipe B Kota Bekasi telah memberikan wawasan penting mengenai durasi rawat inap pasien. Dalam studi ini, kami membandingkan dua metrik utama: *Arithmetic Mean Length of Stay* (AMLOS) dan *Geometric Mean Length of Stay* (GMLOS). AMLOS, atau rata-rata aritmetika LOS, dihitung dengan menjumlahkan semua nilai LOS lalu membaginya dengan total jumlah observasi hal ini merupakan proses yang sangat mudah dilakukan dengan menggunakan fungsi "AVERAGE" di Excel. Di sisi lain, GMLOS, rata-rata geometrik LOS secara matematika dihitung dengan mengkalikan semua nilai LOS lalu diakarkan sebanyak jumlah datanya, GMLOS lebih cermat dalam menangani data yang mungkin memiliki distribusi miring atau *outlier*, dan dapat dihitung menggunakan fungsi "GEOMEAN" di Excel.

Perbandingan mendalam antara kedua metrik ini, beserta selisih yang dihasilkan, memberikan gambaran yang lebih akurat tentang pola LOS dan implikasinya terhadap manajemen rumah sakit. Untuk detail lebih lanjut mengenai perbandingan AMLOS dan GMLOS pada masing-masing kode INA-CBG's, dapat dilihat pada Gambar Boxplot dan Tabel berikut:



Gambar 2. Pola Distribusi Lama Rawat Inap (LOS) Berdasarkan Kode INACBG's

Berdasarkan *boxplot*, terlihat adanya variasi yang signifikan dalam lama rawat inap (LOS) di antara 10 kode INACBG's. Kode seperti P-8-11-II memiliki median LOS dan rentang yang jauh lebih tinggi, mengindikasikan durasi rawat inap yang lebih panjang dibandingkan kode lain, seperti J-1-20-II, yang memiliki LOS yang lebih singkat dan konsisten. Secara mencolok, grafik ini mengidentifikasi *outlier* atau data pencilon pada beberapa kode, seperti pasien dengan LOS 44 hari dan 47 hari pada

J-1-02-III, yang menunjukkan kasus-kasus ekstrem yang jauh di luar batas normal. Keberadaan *outlier* ini dan distribusi data yang cenderung miring ke kanan (*positive skewness*) menegaskan bahwa data LOS tidak terdistribusi secara normal. Lebih detail terkait perbandingan AMLOS dan GMLOS beserta selisihnya dapat dilihat pada tabel berikut:

Tabel 2. Distribusi 10 Besar Perbandingan *Arithmetic Mean* dan *Geometric Mean Length of Stay* (LOS) per Kode INA-CBG's

No	Kode INA- CBG's	AM LOS	GM LOS	Selisih	Koef. Skew .
1	P-8- 11-II	31,00	22,39	-8,61	- 1.639
2	J-1- 02-II	16,50	12,96	-3,54	1.964
3	P-8- 13-II	17,50	14,46	-3,04	0,271
4	M-1- 50-III	17,00	14,42	-2,58	-
5	J-1- 02-III	19,77	17,39	-2,38	1,522
6	P-8- 12-II	9,60	7,28	-2,32	- 0,134
7	J-1- 20-III	7,95	5,79	-2,16	0,720
8	J-1- 20-II	6,68	5,00	-1,68	0,866
9	G-1- 11-II	17,00	15,49	-1,51	-
10	M-1- 60-I	7,50	6,00	-1,50	-

Berdasarkan Tabel 2, ada perbedaan mencolok antara *Arithmetic Mean Length of Stay* (AMLOS) dan *Geometric Mean Length of Stay* (GMLOS) di seluruh sepuluh kode INA-CBG's teratas yang kami amati. Nilai AMLOS secara konsisten lebih tinggi dibanding GMLOS.

Kolom "Selisih" menunjukkan nilai negatif untuk semua kode INA-CBG's, ini berarti nilai AMLOS selalu lebih besar dari GMLOS. Pada sepuluh kasus yang disajikan, kelompok dengan selisih terbesar antara AMLOS dan GMLOS umumnya berada pada *severity level* Sedang dan Berat.

Sebagai contoh, selisih terbesar ditemukan pada kelompok "Neonatal, BBL 1000 - 1499 GR Tanpa Prosedur Mayor (Sedang)" dengan Kode P-8-11-II. Untuk kelompok ini, AMLOS tercatat 31 hari, sedangkan GMLOS adalah 22,39 hari, menghasilkan selisih -8,61 hari. Tabel 2 menyajikan rincian distribusi LOS untuk kasus ini sebagai salah satu contoh yang tercatat.

4. Karakteristik *Outlier* LOS

Bagian ini menyajikan analisis mendalam mengenai karakteristik kasus-kasus *Length of Stay* (LOS) ekstrem yang kami temukan dalam data. Mengidentifikasi *outlier* ini sangat krusial karena mereka berkontribusi signifikan terhadap perbedaan antara rata-rata aritmetika dan rata-rata distribusi frekuensi LOS pada setiap kode INA-CBG's, menyoroti keberadaan dan dampak dari kasus-kasus dengan lama rawat inap yang sangat singkat atau Panjang.

Tabel 3. Distribusi LOS Kasus Neonatal, BBL 1000 - 1499 GR Tanpa Prosedur Mayor (Sedang)

Kode INA-CBG's		LOS			
		4	3 5	3 9	4 6
P-8-11-II	Σ Pasien	1	1	1	1

Berdasarkan Tabel 3, empat pasien dalam kelompok tersebut memiliki lama rawat inap yang bervariasi. Mayoritas pasien (tiga dari empat) tercatat memiliki LOS di atas 30 hari, sementara satu pasien lainnya memiliki LOS 4 hari.

Tabel 4. Distribusi LOS Kasus Ventilasi Mekanikal Long Term Tanpa Trakeostomi (Sedang)

Kode INA-CBG's		LOS				
		6	7	1 0	1 6	4 4
J-1-02-II	Σ Pasien	1	1	1	2	1

Berdasarkan tabel 4 yang disajikan, total lima pasien tercatat dengan LOS yang bervariasi. Dari jumlah tersebut, satu pasien memiliki lama rawat inap yang sangat panjang, yaitu 44 hari, sementara pasien lainnya memiliki LOS yang jauh lebih singkat, berkisar antara 6 hingga 16 hari.

Tabel 5. Distribusi LOS Kasus Neonatal, BBL 2000 - 2499 GR Tanpa Prosedur Mayor (Sedang)

Kode INA-CBG's		LOS						
		5	7	9	1 3	2 3	2 6	3 4
P-8-13-II	Σ Pasien	1	1	1	1	2	1	1

Berdasarkan tabel 5 yang disajikan, dari delapan pasien yang tercatat, dua pasien memiliki lama rawat inap yang sama yaitu 23 hari, sementara yang terpanjang adalah satu pasien dengan LOS 34 hari

Tabel 6. Distribusi LOS Kasus Prosedur Jaringan Lunak (Berat)

Kode INA-CBG's		LOS	
		8	2 6
M-1-50-III	Σ Pasien	1	1

Berdasarkan table 6 yang disajikan, dari total dua pasien yang tercatat, terdapat satu pasien dengan LOS yang jauh lebih panjang, yaitu 26 hari, dibandingkan dengan satu pasien lainnya yang memiliki LOS 8 hari.

Tabel 7. Distribusi LOS Kasus Ventilasi Mekanikal Long Term Tanpa Trakeostomi (Berat)

Kode INA-CBG's		LOS									
		6	10	14	16	17	19	20	21	25	32
J-1-02-III	Σ Pasien	1	2	1	1	1	2	1	1	1	1

Berdasarkan tabel 7 yang disajikan, dari total sembilan pasien yang tercatat, dua pasien memiliki lama rawat inap yang sama yaitu 10 hari dan dua pasien lainnya dirawat selama 19 hari, sementara nilai ekstrem terpanjang adalah satu pasien dengan LOS 32 hari.

Tabel 8. Distribusi LOS Kasus Neonatal, BBL 1500 - 1999 GR Tanpa Prosedur Mayor (Sedang)

Kode INA-CBG's		LOS			
		2	4	10	16
P-8-12-II	Σ Pasien	1	1	1	2

Berdasarkan tabel 8 yang disajikan, dari total lima pasien, ditemukan bahwa dua pasien memiliki LOS yang sama yaitu 16 hari, merupakan durasi terlama dalam kelompok ini, sementara pasien lainnya memiliki LOS yang jauh lebih singkat antara 2 hingga 10 hari.

Tabel 9. Distribusi LOS Kasus Prosedur Sistem Pernafasan Non-Kompleks (Berat)

Kode INA-CBG's		LOS											
		1	2	3	6	8	9	10	11	11	11	11	21
J-1-20-III	Σ Pasien	1	5	1	3	3	2	1	1	1	1	1	1

Berdasarkan tabel 9 yang disajikan mayoritas pasien memiliki LOS yang relatif singkat antara 1 hingga 10 hari. Namun, terdapat satu pasien yang menonjol dengan lama rawat inap mencapai 21 hari, merupakan durasi terpanjang dalam kelompok ini.

Tabel 10. Distribusi LOS Kasus Prosedur Sistem Pernafasan Non-Kompleks (Sedang)

Kode INA-CBG's		LOS												
		1	2	3	4	5	6	7	8	12	13	14	18	
J-1-20-II	Σ Pasien	1	4	2	1	1	2	2	1	2	1	1	1	

Berdasarkan tabel 10 yang disajikan, mayoritas pasien memiliki lama rawat inap di bawah 10 hari. Namun, terdapat satu pasien yang menonjol dengan LOS mencapai 18 hari, yang merupakan durasi terpanjang dalam kelompok ini.

Tabel 11. Distribusi LOS Kasus Prosedur Ventricular Shunt (Sedang)

Kode INA-CBG's		LOS	
		10	24
G-1-	Σ	1	1

11-II	Pasien		
-------	--------	--	--

Berdasarkan tabel 11 yang disajikan, dari total dua pasien yang tercatat, terdapat satu pasien dengan lama rawat inap yang secara signifikan lebih panjang, yaitu 24 hari, dibandingkan satu pasien lainnya yang dirawat selama 10 hari.

Tabel 12. Distribusi LOS Kasus Prosedur Sistem Muskuloskeletal & Jaringan Penghubung Lain-Lain (Ringan)

Kode INA-CBG's		LOS	
		3	12
M-1-60-I	Σ Pasien	1	1

Berdasarkan tabel 12 yang disajikan, dari dua pasien yang tercatat, terdapat satu pasien dengan lama rawat inap 12 hari, yang jauh lebih panjang dibandingkan satu pasien lainnya yang dirawat hanya selama 3 hari.

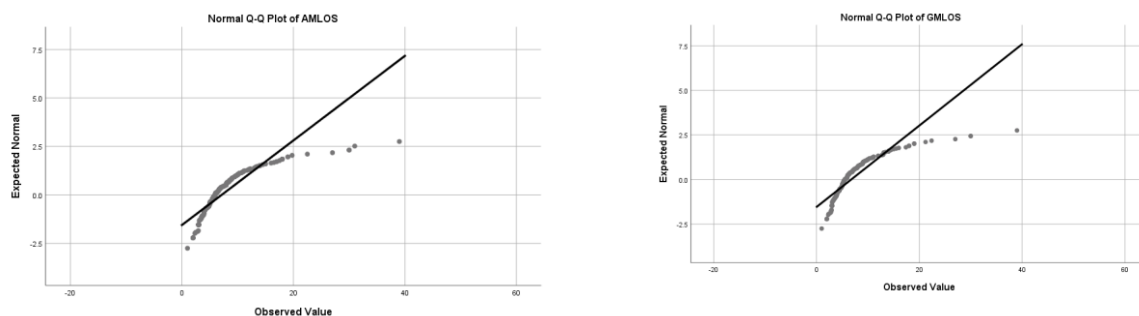
5. Uji Hipotesis Perbandingan Rata-rata *Length of Stay* (Uji T)

Dalam analisis ini, kami menguji perbedaan rata-rata antara *Arithmetic Mean Length of Stay* (AMLOS) dan *Geometric Mean Length of Stay* (GMLOS) yang telah dikelompokkan berdasarkan kode INA-CBG's dengan hipotesis nol (H_0) menyatakan tidak ada perbedaan signifikan dan hipotesis alternatif (H_a) menyatakan adanya perbedaan signifikan, dengan tingkat signifikansi (α) 0.05.

Tabel 13. Hasil Uji Normalitas Kolmogorov-Smirnov dan Shapiro-Wilk

	N	Kolmogorov-Smirnov	Shapiro-Wilk
		Sig	
AMLOS	37	0.00	0.00
GMLOS	7	0.00	0.00

Uji normalitas data LOS dilakukan. Hasil uji Kolmogorov-Smirnov dan Shapiro-Wilk, seperti yang disajikan pada tabel 13, menunjukkan bahwa nilai p kurang dari 0.05



Gambar 4. Hasil Uji Normalitas Q-Q Plot AMLOS dan GMLOS

Hal ini diperkuat dengan visualisasi melalui Grafik Quantile-Quantile (Q-Q) Plot gambar 3 yang menunjukkan deviasi signifikan dari garis referensi normal, mengindikasikan bahwa distribusi data LOS tidak berdistribusi normal. Oleh karena itu, Uji Wilcoxon Signed-Rank digunakan sebagai uji beda rata-rata non-parametrik untuk data berpasangan.

Hal ini diperkuat dengan visualisasi melalui Grafik Quantile-Quantile (Q-Q) Plot gambar 3 yang menunjukkan deviasi signifikan dari garis referensi normal, mengindikasikan bahwa distribusi data LOS tidak berdistribusi normal. Oleh karena itu, Uji Wilcoxon Signed-Rank digunakan sebagai uji beda rata-rata non-parametrik untuk data berpasangan.

Tabel 14. Hasil Uji Wilcoxon AMLOS - GMLOS

		N	Asymp. Sig (2-tailed)
GMLOS – AMLOS	Negative Rank	23	0.00
	Positive Rank	0	
	Ties	10	
		0	

Hasil Uji Wilcoxon Signed-Rank disajikan pada tabel 14. Ditemukan nilai p adalah 0.00 ($P < 0.05$). Karena nilai p kurang dari 0.05, hipotesis nol (H_0) ditolak. Ini berarti terdapat perbedaan signifikan secara statistik antara AMLOS dan GMLOS di Rumah Sakit Tipe B Kota Bekasi. Kesimpulan ini memperkuat bahwa GMLOS lebih efektif dalam merepresentasikan LOS yang sebenarnya, terutama dengan adanya *outlier* yang menyebabkan distribusi data LOS miring.

B. PEMBAHASAN

1. Implikasi terhadap Kualitas Dokumentasi dan Kodefikasi Klinis

Length of Stay (LOS) merupakan indikator krusial dalam manajemen layanan kesehatan. Untuk mengevaluasi efisiensi dan kinerja sistem kesehatan, dua metrik utama yang lazim digunakan adalah *Arithmetic Mean Length of Stay* (AMLOS) dan *Geometric Mean Length of Stay* (GMLOS). Kedua metrik ini menawarkan perspektif yang berbeda, namun sama-sama penting untuk pengambilan keputusan terkait pengelolaan data pasien dan alokasi sumber daya.

AMLOS, yang dihitung dengan menjumlahkan seluruh durasi rawat inap dan membaginya dengan total jumlah pasien, memberikan gambaran umum rata-rata. Namun, metrik ini rentan terhadap pengaruh *outlier*, yaitu pasien dengan durasi rawat inap yang jauh lebih panjang atau lebih pendek dari rata-rata. *Outlier* semacam ini dapat mengindikasikan kualitas layanan yang kurang optimal, adanya komplikasi penyakit pasien, ketidakakuratan kodefikasi diagnosis, atau potensi isu dalam perawatan pasien serta peningkatan kebutuhan medis. Studi menunjukkan bahwa AMLOS yang lebih tinggi dibandingkan GMLOS dapat mengisyaratkan adanya masalah dalam pelayanan pasien atau lonjakan kebutuhan akan layanan medis (Hughes et al., 2021).

Di sisi lain, GMLOS lebih berfokus pada nilai aman data dan menunjukkan ketahanan yang lebih baik terhadap *outlier* dibandingkan AMLOS. Pemanfaatan GMLOS dapat menghasilkan estimasi durasi rawat inap yang lebih presisi dan deskriptif untuk menjelaskan LOS yang seharusnya diterima oleh pasien dalam kelompok INA-CBG's. Semakin tinggi selisih negatif antara AMLOS dan GMLOS mengindikasikan adanya potensi kesalahan dalam dokumentasi klinis, atau bahkan meskipun dokumentasi klinis telah akurat, terdapat ketidaktepatan dalam pemberian kodefikasi klinis (MacFarling Meure et al., 2023). Kondisi ini berdampak langsung pada kesalahan proses pengelompokan (*grouping*) LOS dalam sistem INA-CBG's, yang pada gilirannya memengaruhi besaran klaim biaya yang diajukan kepada BPJS Kesehatan. Penelitian yang berfokus pada data rawat inap secara konsisten menunjukkan bahwa GMLOS merupakan alat yang lebih unggul dalam menilai kualitas perawatan dan efisiensi pemanfaatan sumber daya (Dai & Shi, 2021).

Hasil analisis LOS dari data E-Klaim di Rumah Sakit Tipe B Kota Bekasi menunjukkan adanya rentang LOS yang signifikan, mulai dari 1 hari hingga 48 hari, mengindikasikan variasi durasi rawat inap yang mencolok. Perbandingan antara AMLOS keseluruhan sebesar 7,131 hari dan GMLOS keseluruhan sebesar 6,761 hari mengisyaratkan bahwa distribusi data cenderung miring (*skewed*). Koefisien *skewness* yang mencapai 3,526 semakin memperkuat indikasi kemiringan positif yang sangat signifikan (*highly positively skewed*) pada distribusi data LOS. Artinya, sebagian besar data LOS terkonsentrasi pada

durasi rawat inap yang lebih singkat, namun terdapat "ekor panjang" di sisi kanan distribusi yang disebabkan oleh sejumlah kecil kasus dengan durasi rawat inap yang jauh lebih lama, yang dikenal sebagai *outlier*. Sebagai konsekuensinya, nilai AMLOS cenderung lebih besar dibandingkan nilai GMLOS. *Outlier* pada lama rawat inap (LOS) dapat menjadi indikator penting adanya masalah dalam dokumentasi klinis, seperti rekam medis pasien yang tidak lengkap atau kurang akurat. *Outlier* ini, yang didefinisikan sebagai durasi rawat inap yang secara signifikan lebih panjang atau lebih pendek dari rata-rata, seringkali menjadi peringatan dini yang menuntut penyelidikan lebih lanjut terhadap proses dokumentasi klinis terkait. Oleh karena itu, pengamatan mengenai faktor-faktor yang berkontribusi pada LOS yang lebih panjang, seperti keadaan kesehatan pasien atau komplikasi medis, dapat membantu dalam menyusun dasar (*baseline*) yang lebih akurat untuk perbandingan (Ahmad et al., 2021; Delora et al., 2022). Penelitian menunjukkan bahwa penyimpangan LOS dari perkiraan dapat mengindikasikan proses pendokumentasian klinis dan koding diagnosis data pasien yang kurang atau berlebihan, sehingga memengaruhi integritas dokumentasi (Hughes et al., 2021). Misalnya, Hughes et al. menyoroti pentingnya intervensi spesifik untuk mengurangi *outlier* lama rawat inap guna meningkatkan perawatan pasien dan menjaga kapasitas rumah sakit. Ini menunjukkan bahwa metode statistik dapat mengungkap perbedaan data LOS yang mencerminkan masalah kualitas dokumentasi yang lebih luas (Hughes et al., 2021).

Akurasi dokumentasi klinis memiliki kaitan langsung dengan proses kodifikasi, yang memperumit hubungan antara LOS dan kesalahan dokumentasi. Kodifikasi yang akurat mengelompokkan pasien ke dalam *Case Based Groups* (CBG's), yang sangat memengaruhi model penggantian biaya (*reimbursement*) (Asthana et al., 2025). Kesalahan dalam kodifikasi pada INA-CBG's dapat mengakibatkan pengelompokan angka LOS yang tidak akurat, di mana *outlier* mungkin menunjukkan kesalahan kode atau data yang tidak lengkap, sehingga gagal mencerminkan kompleksitas kondisi pasien yang sebenarnya. Dampak finansial dari dinamika ini sangat besar, mengingat rumah sakit berada di bawah pengawasan ketat terkait struktur penggantian biaya berbasis kinerja, yang menekankan pentingnya kodifikasi yang tepat untuk memastikan kompensasi yang sesuai (Asthana et al., 2025).

2. Dampak pada Efisiensi Operasional dan Pelayanan Pasien

Proses klaim pada aplikasi INA-CBG's (E-Klaim) di Rumah Sakit Tipe B Kota Bekasi merupakan alur yang kompleks, dimulai dari login oleh berbagai pihak seperti Rekam Medis dan Informasi Kesehatan, Bagian Keuangan, dan Koder Klinis. Bagian Rekam Medis bertanggung jawab menginput klaim baru atau mencari data pasien untuk klaim yang sudah ada. Selanjutnya, Bagian Keuangan akan memasukkan tarif rumah sakit sesuai kategori layanan yang beragam. Sementara itu, Koder Klinis berperan penting dalam mencari data pasien, menginput diagnosis dan tindakan, lalu menyimpan dan melakukan grouping. Setelah tahap ini, akan ada proses *top up special* CMG, dan jika diperlukan, dilakukan edit atau revisi sebelum klaim benar-benar difinalisasi. Semua data yang sudah dimasukkan tadi akan otomatis digabungkan oleh sistem ke dalam satu kode INA-CBG's untuk menghasilkan output grouping.

Length of Stay (LOS) dari data E-Klaim di Rumah Sakit Tipe B Kota Bekasi menunjukkan pola durasi rawat inap pasien yang bervariasi secara signifikan, dengan rentang dari minimum 1 hari hingga maksimum 48 hari. Kondisi ini mencerminkan adanya variasi dalam pemanfaatan sumber daya rumah sakit, yang selaras dengan temuan Hughes et al. (2021) bahwa kasus *outlier* LOS dapat sangat memengaruhi pemanfaatan sumber daya dan biaya operasional, menyebabkan okupansi tempat tidur yang lebih lama dan inefisiensi operasional (Hughes et al., 2021). Penelitian menunjukkan bahwa pemahaman mengenai durasi LOS tidak hanya berfungsi untuk efisiensi rumah sakit, tetapi juga dapat berkorelasi dengan hasil kesehatan pasien, seperti angka readmisi dan mortalitas (Delora et al., 2022; Langenberger et al., 2024).

Arithmetic Mean LOS (AMLOS) sebesar 7,131 hari dengan *Geometric Mean* LOS (GMLOS) sebesar 6,761 hari, terdapat indikasi kuat bahwa distribusi data miring (*skewed*). Koefisien skewness yang mencapai 3,526 menegaskan bahwa distribusi data LOS menunjukkan kemiringan positif yang sangat signifikan (*highly positively skewed*). Ini berarti sebagian besar data LOS terkonsentrasi pada durasi rawat inap yang lebih pendek, namun ada "ekor panjang" di sisi kanan distribusi yang disebabkan oleh sejumlah kecil kasus dengan lama rawat inap yang jauh lebih panjang—inilah yang disebut *outlier*. Konsekuensinya, nilai AMLOS cenderung menjadi lebih besar dibandingkan nilai GMLOS.

Perbandingan mendalam antara AMLOS dan GMLOS pada sepuluh kode INA-CBG's teratas yang diamati menunjukkan perbedaan mencolok di mana nilai AMLOS secara konsisten lebih tinggi dibanding GMLOS. Kolom "Selisih" menunjukkan nilai negatif untuk semua kode INA-CBG's, yang berarti nilai AMLOS selalu lebih besar dari GMLOS.

Kelompok dengan selisih terbesar antara AMLOS dan GMLOS umumnya berada pada *severity level* Sedang (II) dan Berat (III). Sebagai contoh, selisih terbesar ditemukan pada kelompok "Neonatal, BBL 1000 - 1499 GR Tanpa Prosedur Mayor (Sedang)" dengan Kode P-8-11-II, di mana AMLOS tercatat 31 hari dan GMLOS 22,39 hari, menghasilkan selisih -8,61 hari. Ketidakakuratan dalam analisis LOS ini dapat menghambat upaya perbaikan proses dan alokasi sumber daya. Fernandez dan Vatcheva (2022) menekankan pentingnya menggunakan model statistik canggih untuk mengoptimalkan prediksi LOS, yang pada akhirnya dapat meningkatkan manajemen rumah sakit. Ketika rumah sakit gagal memperhitungkan *outlier* secara akurat, mereka berisiko salah mengalokasikan sumber daya, yang dapat menyebabkan inefisiensi dalam penyediaan layanan dan beban finansial yang tidak perlu (Fernandez & Vatcheva, 2022).

Outlier LOS menunjukkan bahwa kasus-kasus ekstrem ini berkontribusi signifikan terhadap perbedaan antara rata-rata aritmetika dan rata-rata geometrik LOS. Misalnya, pada kasus "Neonatal, BBL 1000 - 1499 GR Tanpa Prosedur Mayor (Sedang)" (P-8-11-II), mayoritas pasien (tiga dari empat) memiliki LOS di atas 30 hari, sementara satu pasien memiliki LOS 4 hari. Demikian pula, pada kasus "Ventilasi Mekanikal *Long Term* Tanpa Trakeostomi (Sedang)" (J-1-02-II), satu pasien memiliki lama rawat inap yang sangat panjang, yaitu 44 hari, dibandingkan pasien lainnya yang berkisar antara 6 hingga 16 hari. Kasus-kasus *outlier* ini dengan lama rawat inap yang jauh lebih panjang, mencerminkan peningkatan persentase hari rawat pasien outlier yang membutuhkan perhatian besar dari penyedia layanan kesehatan, seperti yang diungkapkan oleh (Hughes et al., 2021). Peningkatan permintaan ini dapat memicu biaya operasional yang lebih tinggi karena alokasi sumber daya yang diperpanjang, termasuk personel dan persediaan untuk pasien yang dirawat lebih lama, sehingga membatasi kapasitas untuk menangani penerimaan pasien reguler secara efektif (Hughes et al., 2021). Oleh karena itu, sangat penting bagi fasilitas layanan kesehatan untuk menerapkan pelacakan dan analisis LOS yang akurat guna membuat keputusan yang tepat terkait alokasi sumber daya dan manajemen operasional (Hughes et al., 2021). Pengenalan prinsip-prinsip *Geometric Mean Length of Stay* (GMLOS) menawarkan peluang untuk meningkatkan efisiensi operasional dan optimalisasi layanan, dengan memberikan tolok ukur LOS pasien yang lebih realistis dan mengakomodasi variasi yang disebabkan oleh kasus outlier, serta meningkatkan strategi penjadwalan dan alokasi sumber daya secara keseluruhan.

Dokumentasi yang tepat dan akurat akan memungkinkan rumah sakit untuk memenuhi sistem evaluasi berbasis data yang menjadi semakin penting dalam konteks akreditasi dan pengembalian dana oleh badan pengatur (Bull, 2024). Dalam konteks ini, penggunaan data LOS dapat berpotensi meningkatkan kualitas pelayanan serta mengurangi biaya dan memperbaiki posisi kompetitif rumah sakit di pasar kesehatan (Abban, 2021). Selain itu, pengimplementasian jalur klinis yang baik dan kepatuhan terhadap standar pengelolaan LOS juga berpotensi mempercepat proses pemulihan pasien dan pengurangan kebutuhan untuk perawatan lanjutan di rumah sakit (Roldan et al., 2022). Terlebih lagi, dengan meningkatnya penggunaan alat analitik berbasis kecerdasan buatan dalam memprediksi LOS, seperti model pembelajaran mesin, rumah sakit dapat lebih proaktif dalam manajemen kebijakan kesehatan (Ben Khalfallah et al., 2025).

III. SIMPULAN

Length of Stay (LOS) adalah indikator vital dalam manajemen layanan kesehatan. *Arithmetic Mean Length of Stay* (AMLOS) dan *Geometric Mean Length of Stay* (GMLOS) adalah metrik utama untuk mengevaluasi efisiensi. AMLOS, yang rentan terhadap *outlier*, dapat mengindikasikan masalah kualitas layanan atau komplikasi. Sebaliknya, GMLOS lebih tangguh terhadap *outlier*, memberikan estimasi LOS yang lebih presisi, khususnya untuk INA-CBG's. Selisih negatif yang tinggi antara AMLOS dan GMLOS, seperti pada data E-Klaim Rumah Sakit Tipe B Kota Bekasi (AMLOS 7,131 hari vs. GMLOS 6,761 hari), menunjukkan potensi kesalahan dalam dokumentasi klinis atau kodefikasi, yang berdampak pada klaim BPJS Kesehatan. Hal ini menegaskan GMLOS sebagai alat superior untuk menilai kualitas perawatan dan efisiensi, serta perlunya penyelidikan lebih lanjut pada proses dokumentasi dan kodefikasi klinis.

Outlier LOS merupakan peringatan dini untuk masalah dokumentasi klinis, seperti rekam medis tidak lengkap atau kurang akurat. Mengamati faktor-faktor yang berkontribusi pada LOS yang lebih panjang penting untuk menyusun *baseline* yang akurat. Akurasi dokumentasi klinis dan kodefikasi vital untuk pengelompokan pasien ke dalam Case Based Groups (CBG's) dan model penggantian biaya (*reimbursement*). Kesalahan kodefikasi pada INA-CBG's dapat mengakibatkan pengelompokan LOS yang tidak akurat dan dampak finansial yang signifikan. Oleh karena itu, mengatasi outlier serta

meningkatkan akurasi dokumentasi dan kodefikasi sangat krusial untuk mengoptimalkan manajemen rumah sakit, meningkatkan perawatan pasien, dan menjaga kapasitas rumah sakit

REFERENSI

- Abban, E. K. (2021). Impact of Length of Stay on Both Financial Health and Medical Outcomes of Mission Hospitals in Rural Ghana. *Texila International Journal of Management*, 7(2), 175–182. <https://doi.org/10.21522/TIJMG.2015.07.02.Art015>
- Ahmad, M., Ur Rehman, H., & Shaikh, A. A. (2021). Enhanced Recovery Program: Does Preoperative Education Reduce Length of Hospital Stay in Primary Hip and Knee Arthroplasty? *Cureus*, 8(33), 44. <https://doi.org/10.7759/cureus.18639>
- Asthana, S., Bajaj, P. M., Staub, J. R., Workman, C. D., Reyes, S. G., Follett, M. A., Patel, A. A., Hsu, W. K., & Divi, S. N. (2025). Relative Value Unit (RVU) and Medicare Severity Diagnosis-Related Group (MS-DRG) Reimbursement in Cervical Spinal Fusion. *Clinical Spine Surgery*, 38(2), E75–E80. <https://doi.org/10.1097/BSD.0000000000001660>
- Ben Khalfallah, H., Jelassi, M., Demongeot, J., & Bellamine Ben Saoud, N. (2025). Advancements in Predictive Analytics: Machine Learning Approaches to Estimating Length of Stay and Mortality in Sepsis. *Computation*, 13(1), 8. <https://doi.org/10.3390/computation13010008>
- Brodie, S. (2019). Association of Clinical Documentation Integrity Specialist. Retrieved from <https://acdis.org/articles/qa-understanding-gmlos>
- Bull, D. A. (2024). Average Length of Stay, Average Preventable Readmission Rates, and Average Total Cost of Care: Is There a Relationship? *Journal of Business, Technology and Leadership*, 6(1), 1–24. <https://doi.org/10.54845/btljournal.v6i1.41>
- Dai, J. G., & Shi, P. (2021). Recent Modeling and Analytical Advances in Hospital Inpatient Flow Management. *Production and Operations Management*, 30(6), 1838–1862. <https://doi.org/10.1111/poms.13132>
- Delora, A., Mills, A., Jacobson, D., Cornett, B., Peacock, W. F., Datta, A., & Jenks, S. P. (2022). Socioeconomic and Comorbid Factors Affecting Mortality and Length of Stay in COVID-19 Patients. *Cureus*. <https://doi.org/10.7759/cureus.30224>
- Fernandez, G. A., & Vatcheva, K. P. (2022). A Comparison of Statistical Methods for Modeling Count Data with an Application to Hospital Length of Stay. *BMC Medical Research Methodology*, 22(1), 211. <https://doi.org/10.1186/s12874-022-01685-8>
- Howard, C. (2024a). GMLOS vs ALOS. EvidenceCare. Retrieved from <https://evidence.care/gmlos-vs-alos/>
- Howard, C. (2024b). Understanding GMLOS and ALOS. EvidenceCare. Retrieved from <https://evidence.care/understanding-gmlos-and-alos/>
- Hughes, A. H., Horrocks, D., Leung, C., Richardson, M. B., Sheehy, A. M., & Locke, C. F. S. (2021). The Increasing Impact of Length of Stay “Outliers” on Length of Stay at an Urban Academic Hospital. *BMC Health Services Research*, 21(1), 940. <https://doi.org/10.1186/s12913-021-06972-6>
- Langenberger, B., Worsham, C., & Geldsetzer, P. (2024). The Effect of Length of Stay in Hospital on Patients’ Health Outcomes: A Quasi-Experimental Study. *medRxiv*. <https://doi.org/10.1101/2024.12.02.24318326>
- Lötsch, J., Kringel, D., & Ultsch, A. (2024). Revisiting Fold-Change Calculation: Preference for Median or Geometric Mean Over Arithmetic Mean-Based Methods. *Preprints*. <https://doi.org/10.20944/preprints202406.1390.v1>
- MacFarling Meure, C., Steer, B., & Porter, J. (2023). Interrelationships Between Dietary Outcomes, Readmission Rates, and Length of Stay in Hospitalised Oncology Patients: A Scoping Review. *Nutrients*, 15(2), 400. <https://doi.org/10.3390/nu15020400>
- Mahyoub, M. A., Dougherty, K., Yadav, R. R., Berio-Dorta, R., & Shukla, A. (2024). Development and Validation of a Machine Learning Model Integrated with the Clinical Workflow for Inpatient Discharge Date Prediction. *Frontiers in Digital Health*, 6, 1–10. <https://doi.org/10.3389/fdgth.2024.1455446>
- Pauldin, J. (2021). American College of Health Care Administrators. Retrieved from https://www.achca.org/index.php?option=com_dailyplanetblog&view=entry&category=achca-partner&id=90:length-of-stay-los-what-is-the-best-calculation-

Roldan, H. A., Brown, A. R., Radey, J., Hogenbirk, J. C., & Allen, L. R. (2022). Enhanced Recovery After Surgery Reduced Length of Stay After Colorectal Surgery in a Small Rural Hospital in Ontario. medRxiv. <https://doi.org/10.1101/2022.03.23.22272850>