

# Penapisan Dini Risiko Stroke Pada Aparatur Sipil Negara Berbasis Literasi Kesehatan, Indikator Kesehatan, Dan Determinan Sosial Dengan Pendekatan Machine Learning: Suatu Scoping Review

Siti Rohimah<sup>1</sup>, Enik Suhariyanti<sup>2</sup>, Rohwina Mel Siyari<sup>3</sup>, Ade Irma Nurwahidah<sup>4</sup>

<sup>1,2,3</sup> Universitas Galuh

<sup>4</sup>Badan Statististik

Email: [sitirohimah@unigal.ac.id](mailto:sitirohimah@unigal.ac.id)

## Abstrak

Stroke merupakan salah satu penyebab utama kematian dan kecacatan di dunia, termasuk di Indonesia. Upaya pencegahan primer melalui penapisan dini faktor risiko menjadi langkah strategis untuk menekan beban penyakit ini. Artikel ini menyajikan hasil scoping review mengenai peran literasi kesehatan, indikator klinis, determinan sosial, serta pemanfaatan machine learning dalam skrining dini risiko stroke, khususnya pada Aparatur Sipil Negara (ASN). Kajian dilakukan menggunakan pedoman PRISMA-ScR dengan kerangka PCC. Dari 1.420 artikel yang teridentifikasi, 20 memenuhi kriteria inklusi. Hasil analisis menunjukkan bahwa literasi kesehatan terkait stroke masih rendah, determinan sosial seperti pendidikan dan status ekonomi memiliki pengaruh besar terhadap insiden stroke, indikator klinis tetap relevan sebagai faktor utama, dan machine learning terbukti meningkatkan akurasi prediksi, terutama saat mengintegrasikan data klinis dan sosial. Temuan ini menegaskan pentingnya model prediksi berbasis teknologi yang bersifat integratif dan kontekstual, agar strategi pencegahan stroke lebih efektif diterapkan pada populasi ASN di Indonesia.

Kata kunci: Stroke, Literasi Kesehatan, Determinan Sosial, Indikator Klinis, Machine Learning, Scoping Review

## Abstract

*Stroke remains one of the leading causes of death and disability worldwide, including in Indonesia. Primary prevention through early risk screening is a strategic approach to reduce its burden. This article presents the findings of a scoping review that explores the role of health literacy, clinical indicators, social determinants of health, and the application of machine learning in early stroke risk screening, particularly among Indonesian civil servants. The review followed the PRISMA-ScR guideline with the PCC framework. From 1,420 identified records, 20 studies met the inclusion criteria. The analysis revealed that stroke-related health literacy remains low, social determinants such as education and socioeconomic status strongly influence stroke incidence, classical clinical indicators remain central predictors, and machine learning significantly improves predictive accuracy, especially when integrating clinical and social variables. These findings highlight the importance of developing integrative, technology-based predictive models tailored to the local context to strengthen early prevention strategies among civil servants in Indonesia.*

*Keywords: Stroke, Health Literacy, Social Determinants, Clinical Indicators, Machine Learning, Scoping Review*

## 1. PENDAHULUAN

Stroke hingga kini masih menjadi momok kesehatan masyarakat global, tidak hanya karena menimbulkan angka kematian yang tinggi, tetapi juga karena meninggalkan dampak kecacatan jangka panjang yang mengubah kualitas hidup penyintas. World Stroke Organization

memperkirakan biaya sosial-ekonomi akibat stroke telah melampaui 890 miliar USD per tahun dan akan terus meningkat hingga tahun 2050 [1]. Di Indonesia, stroke menduduki peringkat pertama sebagai penyebab kematian dan kecacatan, dengan prevalensi 10,9 per 1.000 penduduk menurut Riset Kesehatan Dasar 2018 [2] Fakta ini memperlihatkan bahwa stroke bukan hanya masalah klinis, tetapi juga permasalahan sosial yang menuntut strategi komprehensif dalam pencegahannya.

Salah satu strategi yang menonjol adalah penapisan dini faktor risiko. Hipertensi, kolesterol tinggi, obesitas, dan diabetes telah lama diidentifikasi sebagai faktor utama. Namun demikian, determinan sosial kesehatan seperti pendidikan, pekerjaan, dan status ekonomi semakin dipahami berkontribusi besar terhadap kerentanan seseorang mengalami stroke[3],[4] Sementara itu, literasi kesehatan memiliki peran ganda: sebagai faktor protektif yang memungkinkan individu memahami dan mengelola risiko, sekaligus sebagai cerminan kapasitas masyarakat dalam merespons tantangan kesehatan [5].

Sejalan dengan era digital, pendekatan berbasis machine learning (ML) semakin mendapat tempat dalam prediksi penyakit kronis. Berbagai algoritma mampu mengolah data besar dan menemukan pola kompleks yang sebelumnya sulit diidentifikasi [6],[7]. Namun, penelitian yang mengintegrasikan literasi kesehatan, faktor klinis, dan determinan sosial ke dalam model ML masih terbatas. Oleh karena itu, scoping review ini bertujuan untuk memetakan bukti ilmiah yang ada serta memberikan arah baru bagi pengembangan model skrining risiko stroke, khususnya pada populasi Aparatur Sipil Negara (ASN) di Indonesia yang memiliki profil risiko unik akibat gaya hidup sedentari, beban kerja tinggi, dan tekanan psikososial.

## 2. METODE PENELITIAN

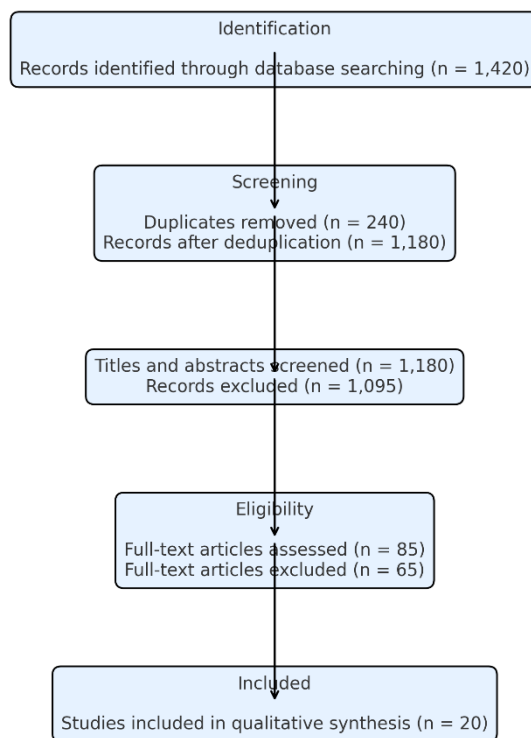


Diagram 1. PRISMA Flow Diagram

Kajian ini disusun dengan pendekatan scoping review, menggunakan pedoman PRISMA-ScR [8] untuk memastikan transparansi dan keterlacakan proses. Kerangka PCC (Population, Concept, Context) digunakan untuk merumuskan pertanyaan penelitian. Populasi yang ditargetkan adalah orang dewasa berusia  $\geq 18$  tahun, dengan fokus khusus pada kelompok pekerja dan ASN. Konsep yang ditinjau meliputi literasi kesehatan, indikator klinis (tekanan darah, kolesterol, IMT), determinan sosial kesehatan, serta penerapan machine learning. Konteks penelitian adalah penapisan dini risiko stroke pada tingkat komunitas maupun layanan kesehatan.

Pencarian artikel dilakukan melalui PubMed, Scopus, Web of Science, dan Google Scholar dengan kombinasi kata kunci stroke risk, stroke prediction, health literacy, blood pressure, cholesterol, BMI, social determinants, dan machine learning. Artikel yang dimasukkan adalah publikasi berbahasa Inggris antara tahun 2013–2025. Kriteria inklusi adalah artikel peer-reviewed dengan populasi dewasa, membahas literasi kesehatan, indikator klinis, SDOH, atau ML terkait stroke. Artikel eksklusi adalah studi hewan, laboratorium, editorial, dan opini.

Sebanyak 1.420 artikel teridentifikasi. Setelah menghapus duplikasi, 1.180 artikel masuk tahap penyaringan. Sebanyak 85 artikel dibaca secara penuh, dan 20 artikel memenuhi kriteria untuk dianalisis lebih lanjut. Proses seleksi divisualisasikan dalam diagram PRISMA.

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Kajian terhadap 20 artikel yang memenuhi kriteria inklusi memperlihatkan bahwa risiko stroke dipengaruhi oleh interaksi yang kompleks antara literasi kesehatan, determinan sosial, indikator klinis, dan perkembangan teknologi prediktif berbasis machine learning. Keempat dimensi ini saling terkait dan membentuk gambaran komprehensif mengenai faktor-faktor risiko stroke pada populasi dewasa, termasuk Aparatur Sipil Negara (ASN). Hasil penelaahan 20 artikel dapat dirinci sebagai berikut:

Tabel 1. Health Literacy (HL) dan Stroke

Studi (tahun)	Populasi/ Setting	Variabel kunci	Ringkasan temuan	Relevansi
Ymeraj et al., 2025, systematic review [5] ( <a href="#">PubMed</a> )	33 studi (35.9k partisipan)	HL, faktor risiko	Tingkat HL pada populasi umum & pasien stroke relatif rendah; hipertensi/stres dominan sebagai faktor; perlunya edukasi stroke.	Menguatkan pentingnya HL dalam skrining dini.
Ye et al., 2025, pengembangan & validasi <b>Digital Health Literacy</b> pada penyintas stroke (China) [9] ( <a href="#">PMC</a> )	Penyintas stroke	Skala DHL khusus stroke	Skala DHL spesifik-stroke tervalidasi; relevan untuk konteks telehealth/edukasi digital skrining.	Instrumen untuk komponen HL digital.
Huang et al., 2015, validasi <b>SHEAL</b> pada pasien stroke [10] ( <a href="#">ScienceDirect</a> )	Pasien stroke	Skala HL short-form	SHEAL potensial untuk riset (perlu adaptasi klinis).	Opsi instrumen HL ringkas.

Flink et al., 2023, hubungan HL & luaran pasca-stroke [11] ( <a href="#">Tandfonline</a> )	Pasien stroke	HL vs depresi / functional	HL lebih tinggi terkait luaran fungsional & psikologis lebih baik.	Menunjukkan dampak HL terhadap outcome.
Wang et al., 2025, high-risk population HL & pengetahuan stroke [12]( <a href="#">PMC</a> )	Populasi berisiko tinggi	HL, pengetahuan stroke	Menggambarkan level HL & kesenjangan pengetahuan pada populasi risiko tinggi.	Basis untuk intervensi edukasi skrining.
Rivas-Pérez et al., 2023, desain & validitas konten instrumen gaya hidup (pakai Aiken's V) [13] ( <a href="#">PMC</a> )	Populasi umum	Aiken's V, gaya hidup	Prosedur validitas konten (Aiken's V) untuk alat gaya hidup.	Contoh metodologi validasi instrumen HL/gaya hidup.
MSJ Online, 2025, kuesioner pengetahuan-sikap-kesadaran stroke (Y.A.) [14] ( <a href="#">msjonline.org</a> )	Dewasa muda	Pengetahuan / awareness	Instrumen reliabel untuk mengidentifikasi gap literasi stroke.	Sumber butir untuk adaptasi lokal.

Tabel 2. Social Determinants of Health (SDOH) & Stroke

Studi (tahun)	Populasi/ Setting	Variabel kunci	Ringkasan temuan	Relevansi
AHA <i>Stroke</i> , 2024, ulasan kemajuan SDOH & stroke [15] ( <a href="#">Ahajournals</a> )	Beragam	Status ekonomi, pekerjaan, akses	Status sosial-ekonomi rendah & pengangguran → prevalensi stroke & hambatan perawatan lebih tinggi.	Justifikasi memasukkan SDOH dalam model.
Kumulatif SDOH → risiko stroke (AHA, 2020) [16] ( <a href="#">Ahajournals</a> )	Dewasa <75 th	Indeks SDOH	Semakin banyak SDOH merugikan → risiko stroke meningkat secara independen.	Bukti kuantitatif dampak multi-SDOH.
PLOS <i>Glob Public Health</i> , 2024, analisis retrospektif komunitas [17] ( <a href="#">PLOS</a> )	Komunitas	Perumahan, ekonomi	Perbedaan faktor sosial antara area urban/peri-urban memengaruhi populasi pasien stroke.	Konteks kebijakan & intervensi komunitas.
"SDOH framework identifies at-risk population", 2025 [18] ( <a href="#">PMC</a> )	Layanan kesehatan	Faktor modifikabel SDOH	Identifikasi faktor SDOH yang memprediksi follow-up buruk; target intervensi.	Variabel kandidat untuk pemodelan & RTM.

Tabel 3. Machine Learning (ML) untuk skrining/prediksi

Studi (tahun)	Data/ Setting	Algoritma	Temuan kunci	Relevansi
Vu et al., 2024 (PMC), Suita study [6] ( <a href="#">PMC</a> )	Kohort Jepang	RF, XGBoost, dll.	ML efektif memprediksi stroke & menyorot faktor kunci; pentingnya kualitas data.	Pembelajaran fitur & pipeline ML.
Scientific Reports, 2024, predictive modelling [19] ( <a href="#">Nature</a> )	Data multi-sumber	Beragam ML	Kualitas data, pemilihan fitur & algoritma sangat memengaruhi akurasi; handling missing data krusial.	Pedoman praktik baik pemodelan.
Frontiers Neurol., 2023, <b>interpretable ML</b> hasil AIS [12] ( <a href="#">Frontiers</a> )	Pasien AIS	Model interpretable	Prediksi outcome klinis + interpretabilitas (jelas untuk klinisi).	Dorong SHAP/interpretasi pada model Anda.
Soladoye et al., 2025, review ML stroke (PubMed) [20] ( <a href="#">PubMed</a> )	Review	—	Ringkas teknik ML untuk prediksi stroke & kebutuhan evaluasi klinis.	Latar metode komprehensif .
Gupta et al., 2025, jaringan saraf (paywalled) [21] ( <a href="#">ScienceDirect</a> )	Dataset klinis	8 algoritma	Perbandingan multi-algoritma untuk risiko stroke.	Bahan banding performa.
Registry-based cohort, 2025, 30-day mortality ML (OA) [7] ( <a href="#">SpringerLink</a> )	Registri nasional	ML (berbagai)	Prediksi mortalitas 30-hari pasca-stroke; contoh use-case klinis real-world.	Contoh validasi eksternal/real-world.
Berita sains (algoritma deteksi AF untuk pencegahan stroke), 2024 [22] ( <a href="#">The Guardian</a> )	NHS UK	ML deteksi AF	Algoritma ML skala besar untuk menemukan AF tersembunyi → potensi pencegahan stroke.	Bukti translasi ke kebijakan layanan.

Instrumen Literasi Kesehatan. Studi literatur menunjukkan bahwa tingkat literasi kesehatan terkait stroke masih tergolong rendah. Untuk mengukurnya, berbagai instrumen telah digunakan, antara lain *Health Literacy Questionnaire* (HLQ) yang menilai sembilan dimensi literasi kesehatan [23], *Newest Vital Sign* (NVS) sebagai instrumen cepat berbasis label nutrisi [24], *Short Test of Functional Health Literacy in Adults* (S-TOFHLA) yang mengukur kemampuan membaca dan berhitung dalam konteks medis [25], *Stroke Knowledge Test* (SKT)

untuk menilai pengetahuan spesifik terkait stroke [10], [26], serta *Health Literacy Instrument for Adults* (HELIA) yang lebih komprehensif karena mencakup akses, membaca, memahami, menilai, dan membuat keputusan perilaku [27]. Individu dengan skor rendah pada instrumen-instrumen tersebut umumnya memiliki pemahaman terbatas mengenai faktor risiko stroke, sehingga berisiko lebih tinggi mengalami outcome kesehatan yang buruk [27].

### **3.1. Literasi Kesehatan**

Literasi kesehatan terbukti berperan penting dalam pencegahan stroke. Individu dengan literasi kesehatan rendah cenderung tidak mengenali gejala awal stroke, terlambat mencari pertolongan, dan memiliki kepatuhan rendah terhadap terapi [5],[11]. Rendahnya literasi kesehatan juga memengaruhi kemampuan individu dalam mengendalikan faktor risiko seperti hipertensi dan hiperkolesterolemia [27].

Berbagai instrumen digunakan untuk mengukur literasi kesehatan. HLQ memberikan penilaian komprehensif terhadap sembilan dimensi literasi kesehatan [27], sementara NVS memungkinkan skrining cepat meskipun terbatas hanya pada aspek fungsional [5],[24]. S-TOFHLA digunakan untuk menilai kemampuan membaca dan berhitung dalam konteks medis, SKT menilai pengetahuan spesifik tentang stroke [25], sedangkan HELIA menilai lima domain literasi kesehatan dan relevan digunakan dalam konteks komunitas [27].

Gap penelitian muncul karena mayoritas studi literasi kesehatan dilakukan pada pasien stroke atau masyarakat umum, sementara penelitian pada kelompok pekerja atau ASN masih sangat terbatas.

### **3.2. Determinan Sosial Kesehatan**

Determinasi sosial kesehatan (SDOH) memainkan peran penting dalam menentukan kerentanan stroke. Pendidikan rendah, status ekonomi rendah, dan pekerjaan tidak stabil berkorelasi dengan tingginya prevalensi hipertensi dan diabetes [28][4]. Studi REGARDS menunjukkan bahwa kombinasi antara tekanan darah tinggi dan status sosial-ekonomi rendah secara signifikan meningkatkan risiko stroke [17].

Dalam konteks ASN, faktor sosial ini tampak dalam bentuk jam kerja panjang, tekanan birokrasi, dan gaya hidup sedentari akibat tuntutan pekerjaan kantor. Sayangnya, masih minim penelitian yang menyoroti hubungan spesifik antara SDOH dengan risiko stroke pada ASN di Asia Tenggara, sehingga membuka peluang besar untuk penelitian lebih lanjut.

### **3.3 Indikator Klinik**

Indikator klinis klasik seperti hipertensi, hiperkolesterolemia, obesitas, dan diabetes tetap menjadi prediktor utama stroke [7]. Hipertensi berkontribusi pada hampir setengah dari kejadian stroke global [5] sementara kolesterol tinggi mempercepat aterosklerosis serebrovaskular [29]. IMT dan obesitas juga dikaitkan dengan stroke iskemik, terutama bila disertai gaya hidup tidak sehat [18].

Namun, sebagian besar studi masih menggunakan indikator klinis secara parsial, terpisah dari faktor literasi kesehatan dan sosial. Akibatnya, prediksi yang dihasilkan kurang menggambarkan kompleksitas risiko stroke yang sebenarnya.

### **3.4 Pemanfaatan Machine Learning**

Dalam dekade terakhir, machine learning (ML) banyak digunakan untuk memprediksi stroke. Algoritma Random Forest, XGBoost, dan LightGBM terbukti lebih akurat dibandingkan model regresi tradisional [22],[6]. Studi di Jepang dan Korea menunjukkan bahwa ML dapat memprediksi risiko stroke dengan akurasi >80% [7].

Meski demikian, mayoritas model ML hanya mengandalkan data klinis, tanpa mengintegrasikan faktor literasi kesehatan atau determinan sosial [17]. Hal ini membatasi generalisasi hasil penelitian ke konteks lokal Indonesia, khususnya ASN yang memiliki profil risiko berbeda dengan populasi kohort di negara maju.

### 3.5 Implikasi Penelitian

*Scoping review* ini menegaskan perlunya pengembangan model prediktif berbasis ML yang tidak hanya mengandalkan indikator klinis, tetapi juga mengintegrasikan literasi kesehatan dan SDOH [16], [29]. Dengan begitu, model dapat memberikan prediksi yang lebih realistis sesuai kondisi Indonesia. Validasi instrumen literasi kesehatan pada ASN juga penting agar pengukuran akurat dan sesuai konteks [[14],[9]. Penelitian longitudinal sangat dibutuhkan untuk menguji efektivitas model dalam menurunkan angka kejadian stroke [5], [7], [19], [29].

### 3.6 Implikasi kebijakan

Temuan ini juga relevan bagi penyusunan kebijakan kesehatan kerja. ASN sebagai kelompok kerja strategis memerlukan program literasi kesehatan yang terstruktur, disertai pemeriksaan rutin tekanan darah, kolesterol, dan IMT [19][29]. Pemerintah perlu mengintegrasikan data kesehatan ASN dengan informasi sosial-ekonomi dalam sistem surveilans nasional [16]. Lebih jauh, pemanfaatan big data kesehatan dapat mendukung pembangunan sistem prediksi risiko berbasis ML yang menjadi landasan kebijakan pencegahan stroke di Indonesia.

Sebagai peneliti, saya berpandangan bahwa skrining stroke selama ini masih terlalu menitikberatkan pada aspek klinis semata. Padahal, literasi kesehatan dan faktor sosial terbukti sama pentingnya dalam menentukan risiko. Dalam konteks ASN, tantangan ini lebih nyata karena mereka menghadapi gaya hidup sedentari, tekanan birokrasi, dan stres kerja yang tinggi. Oleh sebab itu, menurut saya, penelitian ke depan harus memastikan bahwa model prediktif berbasis ML mengakomodasi realitas sosial-budaya Indonesia, sehingga hasilnya tidak hanya berkontribusi pada pengetahuan global, tetapi juga memberikan manfaat praktis bagi kebijakan nasional dan kesehatan ASN.

## 4. KESIMPULAN

*Scoping review* ini menegaskan bahwa literasi kesehatan, indikator klinis, dan determinan sosial merupakan fondasi penting dalam memahami risiko stroke. Rendahnya literasi kesehatan masih menjadi tantangan global, sementara determinan sosial seperti pendidikan dan status ekonomi memperdalam ketimpangan risiko. Indikator klinis klasik tetap relevan, namun akan lebih bermakna bila dipadukan dengan faktor sosial dan perilaku. teknologi machine learning menawarkan potensi besar untuk mengintegrasikan seluruh dimensi tersebut ke dalam model prediksi yang lebih akurat dan aplikatif. Untuk Indonesia, khususnya populasi ASN, penelitian lanjut perlu diarahkan pada pengembangan dan validasi model prediktif berbasis ML yang mengakomodasi konteks sosial-budaya serta sistem kesehatan lokal.

## 5. DAFTAR PUSTAKA

- [1] V. L. Feigin *et al.*, "World stroke organization: global stroke fact sheet 2025," *Int. J. Stroke*, vol. 20, no. 2, pp. 132–144, 2025.
- [2] A. Aditianti, I. Raswanti, S. Sudikno, D. Izwardy, and S. E. Irianto, "Prevalensi Dan Faktor Risiko Stunting Pada Balita 24-59 Bulan Di Indonesia: Analisis Data Riset Kesehatan Dasar 2018 [Prevalence and Stunting Risk Factors in Children 24-59 Months

- in Indonesia: Analysis of Basic Health Research Data 2018],” *Penelit. Gizi Dan Makanan (The J. Nutr. Food Res.*, vol. 43, no. 2, pp. 51–64, 2020.
- [3] D. O. Kleindorfer *et al.*, “2021 guideline for the prevention of stroke in patients with stroke and transient ischemic attack: a guideline from the American Heart Association/American Stroke Association,” *Stroke*, vol. 52, no. 7, pp. e364–e467, 2021.
- [4] L. E. Skolarus, A. Sharrief, H. Gardener, C. Jenkins, and B. Boden-Albala, “Considerations in addressing social determinants of health to reduce racial/ethnic disparities in stroke outcomes in the United States,” *Stroke*, vol. 51, no. 11, pp. 3433–3439, 2020.
- [5] M. Ymeraj *et al.*, “Health literacy in stroke disease: A systematic review,” *J. Vasc. Nurs.*, vol. 43, no. 1, pp. 33–45, 2025, doi: 10.1016/j.jvn.2025.01.001.
- [6] T. Vu *et al.*, “Machine learning approaches for stroke risk prediction: findings from the Suita Study,” *J. Cardiovasc. Dev. Dis.*, vol. 11, no. 7, p. 207, 2024.
- [7] J. Lee, K. M. Park, and S. Park, “Interpretable machine learning for prediction of clinical outcomes in acute ischemic stroke,” *Front. Neurol.*, vol. 14, no. 11, 2023, doi: 10.3389/fneur.2023.1234046.
- [8] A. C. Tricco *et al.*, “PRISMA extension for scoping reviews (PRISMA-ScR): checklist and explanation,” *Ann. Intern. Med.*, vol. 169, no. 7, pp. 467–473, 2018.
- [9] Q. Ye *et al.*, “Development and Validation of the Digital Health Literacy Questionnaire for Stroke Survivors: Exploratory Sequential Mixed Methods Study,” *J. Med. Internet Res.*, vol. 27, p. e64591, 2025.
- [10] Y.-J. Huang *et al.*, “Validation of the short-form Health Literacy Scale in patients with stroke,” *Patient Educ. Couns.*, vol. 98, no. 6, pp. 762–770, 2015, doi: <https://doi.org/10.1016/j.pec.2015.02.021>.
- [11] M. Flink, S. Lindblom, L. von Koch, A. C. Carlsson, and C. Ytterberg, “Health literacy is associated with less depression symptoms, higher perceived recovery, higher perceived participation, and walking ability one year after stroke – a cross-sectional study,” *Top. Stroke Rehabil.*, vol. 30, no. 8, pp. 865–871, Nov. 2023, doi: 10.1080/10749357.2023.2178133.
- [12] Y. Wang, C. He, W. Chen, X. Jiang, and Y. Xie, “Prevalence of stroke cognition and health literacy in highrisk populations in Chengdu: a community-based crosssectional study,” *Front. Neurol.*, vol. 16, p. 1559851, 2025.
- [13] F. J. Pérez-Rivas *et al.*, “Design and Content Validation using Expert Opinions of an Instrument Assessing the Lifestyle of Adults: The ‘PONTE A 100’ Questionnaire. Healthcare (Switzerland), 11 (14).” 2023.
- [14] A. A. Gujar and S. Kumar, “Development and validation of questionnaire to assess knowledge, attitude and awareness about stroke among young population,” *Int. J. Res. Med. Sci.*, vol. 13, no. 5, pp. 2024–2029, 2025, doi: 10.18203/2320-6012.ijrms20251306.
- [15] Y. Zhu, S. Wu, W. Qiu, J. Wang, Y. Feng, and C. Chen, “Social Determinants of Health, Blood Pressure Classification, and Incident Stroke Among Chinese Adults,” *JAMA Netw. Open*, vol. 7, no. 12, pp. e2451844–e2451844, 2024.
- [16] E. Reshetnyak *et al.*, “Impact of multiple social determinants of health on incident stroke,” *Stroke*, vol. 51, no. 8, pp. 2445–2453, 2020.
- [17] E. B. Voura, Y. Abdul-Malak, T. M. Jorgensen, and S. Abdul-Malak, “A retrospective analysis of the social determinants of health affecting stroke outcomes in a small hospital situated in a health professional shortage area (HPSA),” *PLOS Glob. Public Heal.*, vol. 4, no. 1 January, pp. 1–25, 2024, doi: 10.1371/journal.pgph.0001933.
- [18] A. A. Soladoye, K. M. Olagunju, S. A. Ajagbe, I. A. Adeyanju, P. I. Ogie, and P. Mudali,

- “Stroke risk prediction: a deep learning approach for identifying high-risk patients,” *Discov. Data*, vol. 3, no. 1, 2025, doi: 10.1007/s44248-025-00070-2.
- [19] A. Hassan, S. Gulzar Ahmad, E. Ullah Munir, I. Ali Khan, and N. Ramzan, “Predictive modelling and identification of key risk factors for stroke using machine learning,” *Sci. Rep.*, vol. 14, no. 1, pp. 1–23, 2024, doi: 10.1038/s41598-024-61665-4.
- [20] A. A. Soladoye, N. Aderinto, M. R. Popoola, I. A. Adeyanju, A. Osonuga, and D. B. Olawade, “Machine learning techniques for stroke prediction: A systematic review of algorithms, datasets, and regional gaps,” *Int. J. Med. Inform.*, p. 106041, 2025.
- [21] A. Gupta *et al.*, “Predicting stroke risk: an effective stroke prediction model based on neural networks,” *J. Neurorestoratology*, vol. 13, no. 1, p. 100156, 2025.
- [22] H. Arksey and L. O’Malley, “Scoping studies: Towards a methodological framework,” *Int. J. Soc. Res. Methodol. Theory Pract.*, vol. 8, no. 1, pp. 19–32, 2005, doi: 10.1080/1364557032000119616.
- [23] R. H. Osborne, R. W. Batterham, G. R. Elsworth, M. Hawkins, and R. Buchbinder, “The grounded psychometric development and initial validation of the Health Literacy Questionnaire (HLQ),” *BMC Public Health*, vol. 13, no. 1, p. 658, 2013.
- [24] B. D. Weiss *et al.*, “Quick assessment of literacy in primary care: the newest vital sign,” *Ann. Fam. Med.*, vol. 3, no. 6, pp. 514–522, 2005.
- [25] T. R. Thomason and A. M. Mayo, “A critique of the short test of functional health literacy in adults,” *Clin. Nurse Spec.*, vol. 29, no. 6, pp. 308–312, 2015.
- [26] W.-H. Hou, T. Hoffmann, Y.-J. Huang, T.-Y. Wu, S.-S. Chen, and C.-L. Hsieh, “A systematic review of tests assessing stroke knowledge,” *J. Cardiovasc. Nurs.*, vol. 32, no. 3, pp. 271–280, 2017.
- [27] A. L. I. Montazeri *et al.*, “Health Literacy for Iranian Adults (HELIA): development and psychometric properties,” 2014.
- [28] R. Faigle and A. Towfighi, “Advances in the Understanding of Social Determinants of Health in Stroke,” *Stroke*, vol. 55, no. 6, pp. 1680–1682, 2024, doi: 10.1161/STROKEAHA.124.041733.
- [29] A. Gupta *et al.*, “Predicting stroke risk: An effective stroke prediction model based on neural networks,” *J. Neurorestoratology*, vol. 13, no. 1, p. 100156, 2025, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jnrt.2024.100156>.