

**IMPLEMENTASI METODE KECERDASAN BUATAN
(*ARTIFICIAL INTELLEGENCE*) PADA PENYAKIT
KANKER PROSTAT**

Disertasi

Oleh

RUSLIYAWATI

NPM. 1837061003



**PROGRAM STUDI DOKTOR (S3) MIPA
PASCASARJANA
UNIVERSITAS LAMPUNG
2025**

ABSTRAK

IMPLEMENTASI KECERDASAN BUATAN (*ARTIFICIAL INTELLIGENCE*) PADA KANKER PROSTAT

Oleh

RUSLIYAWATI

Penyakit kanker merupakan salah satu penyebab kematian utama di seluruh dunia. Salah satu jenis kanker yang menjadi penyebab kematian pada populasi pria adalah kanker prostat. Penyakit ini hanya terdapat pada pria karena pada wanita tidak memiliki kelenjar prostat. Ada beberapa faktor penyebab kanker prostat antara lain pola gaya hidup merokok dan aktivitas seksual. Kesalahan dalam pemberian keputusan faktor penyebab, tingkat risiko, dan kesesuaian pengobatan yang diberikan pada pasien kanker prostat sangat menentukan proses kesembuhan pasien dan menjadi masalah tersendiri dalam pelayanan kesehatan. Oleh karena itu perlu dilakukan penelitian untuk mengembangkan sebuah model sistem pakar medis yang dapat digunakan dalam mengklasifikasi kesesuaian prediksi kanker prostat berdasarkan faktor penyebab dan rekam medis pasien. Variabel masukan penelitian yaitu usia, *antigen spesifik prostate* (PSA), *volume prostate* (PV), dan % *free* PSA (% fPSA), skor gleason, durasi merokok, kebiasaan merokok, frekuensi seksual, dan usia pasien. Variabel dependen adalah risiko kanker prostat (PCR). Penelitian ini menggunakan *fuzzy logic* dengan metode FIS Mamdani, *Profile Matching*, dan *Naïve Bayes*. Penelitian yang telah dikembangkan saat ini juga hanya berfokus pada pengembangan aplikasi untuk menyelesaikan permasalahan atau membantu dalam mendiagnosa stadium kanker prostat. Belum ditemukan penelitian yang mengembangkan model teknik pemilihan fitur dan mengevaluasinya untuk memperoleh fitur-fitur yang relevan dengan kelas sehingga mampu meningkatkan akurasi metode *machine learning*.

Penelitian ini bertujuan untuk melakukan studi literatur dan analisis bibliometrik mengenai tren penggunaan kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence/AI*) dalam prediksi kanker prostat, dengan pendekatan *Systematic Literature Review* (SLR) yang divisualisasikan menggunakan *VOSviewer*. Selain itu, penelitian ini mengevaluasi teknik seleksi fitur seperti *Information Gain* dan *Gain Ratio* untuk menghasilkan fitur yang relevan guna meningkatkan kinerja model *machine learning*. Evaluasi dan perbandingan dilakukan terhadap lima metode klasifikasi, yaitu *Naïve Bayes*, *Support Vector Machine (SVM)*, *Decision Tree*, *Random Forest*, dan *K-Nearest Neighbors (KNN)*, berdasarkan metrik kinerja meliputi akurasi, sensitivitas, spesifisitas, dan *Area Under the ROC Curve* (AUC-ROC). Untuk mengatasi masalah ketidakseimbangan kelas dalam data, model *Synthetic Minority Oversampling Technique* (SMOTE) juga dikembangkan sebagai bagian dari pendekatan ini.

Hasil penelitian pertama menunjukkan bahwa model *fuzzy* yang dikembangkan memiliki potensi sebagai alat bantu bagi dokter spesialis dalam

mendiagnosis dan menganalisis kemungkinan kanker prostat. Nilai PCR yang dihasilkan berada dalam rentang prediksi klinis dokter ahli, sehingga dapat dijadikan pertimbangan dalam pengambilan keputusan, terutama terkait perlunya tindakan biopsi. Sistem pakar *fuzzy* Mamdani yang dibangun dengan empat parameter *input* klinis, usia, PSA, PV, dan %fPSA mampu memprediksi risiko kanker prostat dalam bentuk nilai PCR berbasis persentase. Sistem ini menunjukkan performa yang baik, dengan akurasi 88%, sensitivitas 88,37%, spesifisitas 87,72%, dan presisi 84,44%.

Hasil penelitian kedua memberikan kontribusi melalui analisis bibliometrik dan tinjauan sistematis terhadap tren penerapan kecerdasan buatan (AI) dalam diagnosis kanker prostat. Hasil analisis menunjukkan bahwa integrasi AI dalam sistem medis terus berkembang, terutama pada aspek pengobatan dan penerapan algoritma seperti *DNN*, *HNN*, *FCN*, *QT for C++*, dan *ANN*. Literatur yang dianalisis mencakup 37 artikel terpilih yang dipublikasikan antara tahun 2015 hingga 2022, yang diperoleh dari basis data *PubMed*, *Embase*, dan *Web of Science*. Analisis dilakukan menggunakan Microsoft Excel 2019 dan GraphPad Prism 8. Temuan menunjukkan peningkatan signifikan dalam jumlah publikasi terkait AI pada kanker prostat, dengan dominasi penggunaan data citra medis (62%) dibandingkan data numerik.

Hasil penelitian ketiga mengenai evaluasi terhadap lima algoritma *machine learning* menunjukkan bahwa algoritma SVM memiliki akurasi tertinggi (88%) dan performa terbaik dalam *precision* dan *recall*, meskipun dengan waktu komputasi paling lama (0,09 detik), sedangkan *Naïve Bayes* unggul dalam efisiensi waktu (0,01 detik) dengan akurasi yang tetap kompetitif (81%). Penerapan seleksi fitur menggunakan *Information Gain* dan *Gain Ratio* terbukti meningkatkan akurasi sebagian besar algoritma hingga rata-rata 2% secara signifikan ($p\text{-value} < 0,05$), kecuali SVM yang tetap stabil meskipun tanpa reduksi fitur. Temuan ini menunjukkan pentingnya pemilihan algoritma dan teknik seleksi fitur yang sesuai dengan kebutuhan aplikasi; kombinasi antara algoritma efisien seperti *Naïve Bayes* atau *AdaBoost* dengan seleksi fitur yang tepat dapat menghasilkan sistem diagnosis kanker prostat yang akurat, cepat, dan dapat diandalkan dalam praktik klinis.

Keyword: kanker prostat, *artificial intelligence*, *machine learning*, *fuzzy logic*

ABSTRACT

IMPLEMENTATION OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE METHODS IN PROSTATE CANCER DIAGNOSIS

By

RUSLIYAWATI

Cancer remains one of the leading causes of death worldwide. Among men, cancer is a major contribution to cancer-related mortality. This disease only occurs in men because women do not have a prostate gland. Several factors are associated with the development of prostate cancer, including smoking lifestyle patterns and sexual activity. Mistakes in making decisions about causal factors, risk levels, and the appropriateness of treatment given to prostate cancer patients greatly determine the patient's healing process and become a separate problem in health services. Therefore, it is necessary to develop a medical expert system model that can classify the appropriateness of prostate cancer predictions based on causal factors and patient medical records. The input variables for the study were age, prostate specific antigen (PSA), prostate volume (PV), and % free PSA (% fPSA), Gleason score, smoking duration, smoking habits, sexual frequency, and patient age. The dependent variable is the risk of prostate cancer (PCR). This study uses fuzzy logic with the FIS Mamdani, Profile Matching, and Naïve Bayes methods. Previous research has largely focused on application development to assist in diagnosing prostate cancer stages, with little attention given to feature selection techniques aimed at improving the performance of machine learning algorithms.

This study aims to conduct a literature study and bibliometric analysis on the trend of using artificial intelligence (AI) in prostate cancer prediction, with a Systematic Literature Review (SLR) approach visualized using VOSviewer. In addition, this study evaluates feature selection techniques such as Information Gain and Gain Ratio to produce relevant features to improve the performance of machine learning models. Evaluation and comparison were carried out on five classification methods, namely Naïve Bayes, Support Vector Machine (SVM), Decision Tree, Random Forest, and K-Nearest Neighbors (KNN), based on performance metrics including accuracy, sensitivity, specificity, and Area Under the ROC Curve (AUC-ROC). To address the issue of class imbalance in the dataset, the Synthetic Minority Oversampling Technique (SMOTE) was also implemented.

The results of the first study specify that the developed fuzzy expert system can serve as a decision-support tool for specialist physicians in diagnosing and investigating the likelihood of prostate cancer. The predicted PCR values align with the clinical prediction ranges of expert doctors and can assist in decision making, particularly concerning the necessity of a biopsy. The Mamdani fuzzy expert system, built with four clinical input parameters. They are age, PSA, PV, and %f PSA which effectively predicts prostate cancer risk as a percentage-based PCR value. The

system demonstrated strong performance, with an accuracy of 88%, sensitivity of 88.37%, specificity of 87.72%, and precision of 84.44%.

The second study contributes to the field through a bibliometric analysis and systematic review of AI applications in prostate cancer diagnosis. The findings show that the integration of AI in medical systems is expanding, especially in treatment optimization and the use of advanced algorithms such as DNN, HNN, FCN, QT for C++, and ANN. The literature review included 37 selected articles published between 2015 and 2022, retrieved from databases such as PubMed, Embase, and Web of Science. Analyses were conducted using Microsoft Excel 2019 and GraphPad Prism 8. Results indicate a significant rise in publications related to AI in prostate cancer, with a dominant use of medical imaging data (62%) over numerical data.

The third study estimated the performance of five machine learning algorithms, revealing that Random Forest achieved the highest accuracy at 92%, followed by SVM (90%), KNN (86%), and Naïve Bayes (83%). However, these algorithms are often considered "black boxes," offering limited interpretability for medical professionals. While fuzzy systems excel in interpretability, machine learning models are superior in accurateness and computational efficiency. Thus, integrating fuzzy logic with machine learning holds promise for emerging a diagnostic system that is both accurate and interpretable.

Keywords: prostate cancer, artificial intelligence, machine learning, fuzzy logic

**IMPLEMENTASI METODE KECERDASAN BUATAN
(*ARTIFICIAL INTELLIGENCE*) PADA PENYAKIT
KANKER PROSTAT**

Disertasi untuk memperoleh gelar Doktor
dalam Ilmu MIPA
pada Universitas Lampung

Dipertahankan di hadapan
Dewan Penguji Program Pascasarjana
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung

Pada tanggal 1 Juli 2025

Oleh

RUSLIYAWATI

Tempat dan Tanggal Lahir: Kuningan, 15 April 1979
Lulus Sarjana Sistem Informasi STMIK Teknokrat: 2005
Lulus Magister Teknologi Informasi Universitas Indonesia: 2009



**PROGRAM STUDI DOKTOR (S3) MIPA
PASCASARJANA
UNIVERSITAS LAMPUNG
2025**

PUBLIKASI YANG TELAH DIHASILKAN BERDASARKAN PENELITIAN INI

- Rusliyawati, Muludi, K., Syarif, A., & Wantoro, A. (2021). Implementation of Fuzzy-based Model for Prediction of Prostate Cancer. *Journal of Physics: Conference Series*, 1751, 012041. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1751/1/012041>
- Rusliyawati, R., Muludi, K., Wantoro, A., & Saputra, D. A. (2021). Implementasi Metode International Prostate Symptom Score (IPSS) Untuk E-Screening Penentuan Gejala Benign Prostate Hyperplasia (BPH). *Jurnal Sains Dan Informatika*, 7(1), 28–37. <https://doi.org/10.34128/jsi.v7i1.298>
- Rusliyawati, R., Sutyarso, S., & Wantoro, A. (2023). Expert System Research for Prostate Cancer : A Literature Review. *Proceedings - 2023 International Conference on Networking, Electrical Engineering, Computer Science, and Technology, IConNECT 2023*, 259–263. <https://doi.org/10.1109/IConNECT56593.2023.10326997>
- Rusliyawati, Syarif, A., Sutyarso, S., & Akmal, J. (2025). Improving Prostate Cancer Risk Diagnosis Using a Modified Fuzzy Medical, tahap publikasi dalam *International Journal of Computational and Experimental Science and Engineering*.
- Rusliyawati, Syarif, A., Sutyarso, S., & Akmal, J. (2025). *Comparative Analysis of the Impact of Feature Selection on Machine Learning for Prostate Cancer*, tahap submit dalam *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics (BEEI)*, jurnal terindeks Scopus (Q3).

Judul Disertasi : **IMPLEMENTASI METODE KECERDASAN
BUATAN (*ARTIFICIAL INTELLEGEANCE*)
PADA PENYAKIT KANKER PROSTAT**

Nama Mahasiswa : Rusliyawati

Nomor Pokok Mahasiswa : 1837061003

Jurusan : Doktor MIPA

Fakultas : Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam

MENYETUJUI

1. Komisi Pembimbing

Prof. Dr. Eng. Admi Syarif
Promotor

Prof. Dr. Sutyarso, M.Biomed.
Ko-Promotor

Dr. rer. nat. Akmal Junaidi, M.Sc.
Ko-Promotor

2. Ketua Program Studi Doktor MIPA

Dr. Khoirin Nisa, S.Si., M.Si.
NIP. 197407262000032001

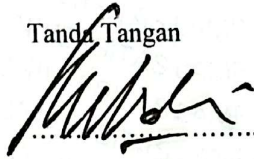
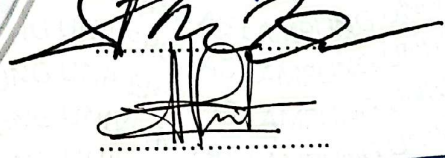
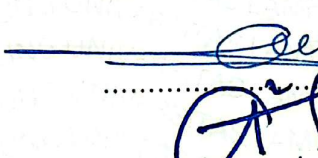
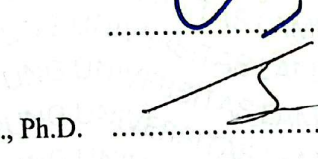
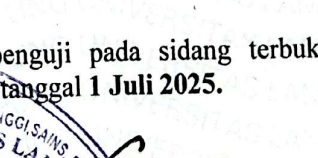
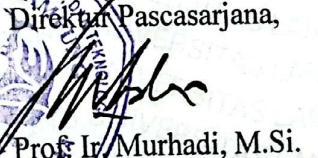
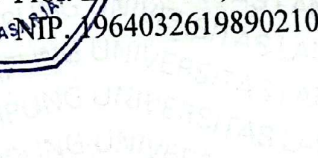
PENGESAHAN PENGUJI

IMPLEMENTASI METODE KECERDASAN BUATAN (*ARTIFICIAL INTELLEGECE*) PADA PENYAKIT KANKER PROSTAT

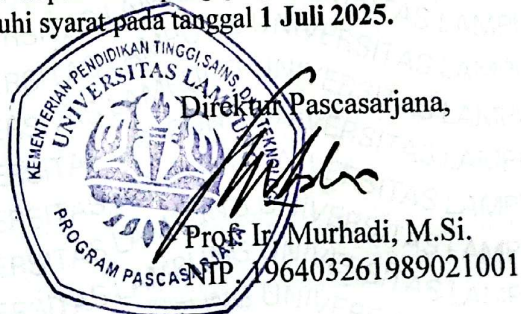
DISERTASI

OLEH
RUSLIYAWATI
NPM. 1837061003

Tim Penguji

Jabatan	Nama	Tanda Tangan
Ketua	: Prof. Ir. Murhadi, M.Si. NIP. 196403261989021001	
Sekretaris	: Mulyono, S.Si., M.Si., Ph.D. NIP. 197406112000031002	
Anggota	: Dr. Khoirin Nisa, S.Si., M.Si. NIP. 197407262000032001	
	: Prof. Dr. Eng. Admi Syarif NIP. 196701031992031003	
	: Prof. Dr. Sutyarso, M.Biomed. NIP. 195704241981031001	
	: Dr. rer. nat. Akmal Junaidi, M.Sc. NIP. 197101291997021001	
	: Prof. Dr. La Zakaria, M.Sc. NIP. 196311081989022001	
	: Dr. Aristoteles, S.Si., M.Si. NIDN. 198105212006041002	
	: Prof. Ir. Suhendro Yusuf Iranto, M.Kom., Ph.D. NIDN. 0204036203	

Telah dipertahankan di depan tim penguji pada sidang terbuka dan dinyatakan telah memenuhi syarat pada tanggal 1 Juli 2025.



PERNYATAAN ORISINALITAS DISERTASI

Saya menyatakan dengan sebenar-benarnya bahwa sepanjang pengetahuan saya di dalam disertasi ini tidak terdapat karya ilmiah yang pernah diajukan untuk memperoleh gelar akademik di suatu perguruan tinggi dan tidak terdapat karya atau pendapat yang pernah ditulis atau diterbitkan oleh orang lain, kecuali yang secara tertulis dikutip dalam naskah ini dan disebutkan dalam daftar Pustaka.

Bandar Lampung, 1 Juli 2025
Yang menyatakan,




RUSLIYAWATI
NPM. 1837061003

RIWAYAT HIDUP



Penulis dilahirkan di Kuningan, Provinsi Jawa Barat pada tanggal 15 April 1979. Anak pertama dari lima bersaudara, dari pasangan Bapak Jumadi dan Ibu Usriti. Tahun 1991 penulis menyelesaikan pendidikan tingkat dasar di SD Negeri 2 Panjang Utara, Kota Bandar Lampung. Tahun 1994 menyelesaikan pendidikan tingkat menengah pertama di SMP Negeri 4 Kuningan, Provinsi Jawa Barat dan tahun 1997 menyelesaikan pendidikan tingkat atas di SMEA Negeri 1 Tanjung Karang, Kota Bandar Lampung.

Tahun 2000 penulis melanjutkan studi ke jenjang Diploma-III program studi Komputerisasi Akuntansi di AMIK Teknokrat, dan tahun 2005 menyelesaikan perkuliahan di jenjang Strata-1 program studi Sistem Informasi di STMIK Teknokrat. Pendidikan Magister diselesaikan pada tahun 2009 di program studi Teknologi Informasi Fakultas Ilmu Komputer Universitas Indonesia. Jenjang Doktor, diselesaikan pada program studi Doktor MIPA Universitas Lampung di tahun 2025 dengan judul disertasi “Implementasi Kecerdasan Buatan (*Artificial Intelligence*) pada Penyakit Kanker Prostat.

Riwayat karir dimulai sebagai asisten dosen di LKP LPBM Teknokrat pada tahun 1998, dan sebagai dosen di Universitas Teknokrat Indonesia sampai sekarang. Jabatan yang pernah dipegang antara lain sebagai Ketua Program Studi Diploma-1 Komputerisasi Akuntansi, Sekretaris, dan Programming di LKP LPBM Teknokrat selama tahun 2000-2006, sebagai Ketua Program Studi Diploma-III Komputerisasi Akuntansi 2010- 2014 di AMIK Teknokrat, sebagai Ketua Program Studi Strata-1 Sistem Informasi selama tahun 2014-2021 di Universitas Teknokrat Indonesia, dan sebagai Direktur LKP LPBM Teknokrat dari tahun 2021 sampai sekarang.

MOTTO

"Menapaki setiap jenjang dengan ketekunan, menorehkan makna melalui ilmu, dan mengabdikan dengan sepenuh hati untuk masa depan yang lebih bermakna."

PERSEMBAHAN

*Dengan mengucap rasa syukur kepada Allah SWT karya ini
kupersembahkan untuk*

Ibu dan Bapak Tercinta

*Terima kasih atas kasih sayang, doa, dan dukungan tanpa
henti yang tulus dari Ibu dan Bapak tercinta, yang menjadi
fondasi setiap langkah hingga tercapainya keberhasilan ini.*

Suamiku Tercinta

*Terima kasih atas kesabaran, pengertian, dan ketulusan yang
selalu menjadi sandaran, penyemangat, serta kekuatan utama
di setiap langkah perjalanan ini. perjuanganku.*

Anakku tercinta,

*Terima kasih atas cinta dan keteguhan yang menjadi sumber
semangat terbesar, anugerah terindah, dan alasan utama saya
mampu menyelesaikan perjalanan ini demi masa depan yang
lebih baik.*

dan

Almamaterku “Universitas Lampung”

KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis panjatkan ke hadirat Allah SWT atas limpahan rahmat, berkah, dan karunia-Nya yang telah memberikan ilmu, pengalaman, kekuatan, kesabaran, dan kesempatan sehingga disertasi ini dapat diselesaikan dengan baik. Namun penulis menyadari sepenuhnya bahwa tanpa bantuan dan dukungan dari berbagai pihak, penyusunan disertasi ini tidak akan berjalan dengan lancar. Selama proses penulisan, penulis telah menerima banyak dukungan berupa waktu, tenaga, dan pemikiran dari berbagai pihak. Oleh karena itu, pada kesempatan ini penulis menyampaikan ucapan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Ibu Prof. Dr. Ir. Lusmeilia Afriani, D.E.A., IPM., ASEAN Eng., selaku Rektor Universitas Lampung.
2. Bapak Dr. Eng. Heri Satria, S.Si., M.Si., selaku Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Lampung.
3. Ibu Dr. Khoirin Nisa, S.Si., M.Si., selaku ketua Program Studi Doktor MIPA, Universitas Lampung.
4. Bapak Prof. Dr. Eng. Admi Syarif, selaku promotor yang telah membimbing dengan sepenuh hati, memberikan masukan berharga, serta solusi yang tepat hingga disertasi ini dapat terselesaikan dengan baik.
5. Bapak Prof. Dr. Sutyarso, M.Biomed., selaku Ko-Promotor 1, atas motivasi, arahan, dan pengingat untuk selalu disiplin dan teliti dalam penyusunan disertasi ini.
6. Bapak Dr. rer. nat. Akmal Junaidi, M.Sc., selaku Ko-Promotor 2, yang telah meluangkan waktu dan memberikan bimbingan serta masukan secara sabar hingga disertasi ini terselesaikan.
7. Bapak Prof. Dr. La Zakaria, M.Sc., selaku Pembahas 1, atas saran dan masukan berharga dalam proses perbaikan disertasi ini.
8. Bapak Dr. Aristoteles, S.Si., M.Si., selaku Pembahas 2, atas kontribusi dan masukannya dalam penyempurnaan naskah disertasi ini.

9. Bapak Prof. Ir. Suhendro Yusuf Iranto, M.Kom., Ph.D., selaku Pembahas Ekternal, atas masukan dan saran konstruktif dalam proses evaluasi.
10. Ibu Hj. Hernaini, SS., M.Pd., selaku Pembina Yayasan Pendidikan Teknokrat, atas dukungan dan motivasi yang sangat berarti.
11. Ibu Dewi Sukmasari, SE., MSA., CA., Akt., selaku Ketua Yayasan Pendidikan Teknokrat, atas segala bentuk dukungan dalam penyelesaian disertasi ini.
12. Bapak Dr. HM. Nasrullah Yusuf, SE., MBA., selaku Rektor Universitas Teknokrat Indonesia, atas dukungan dan semangat yang diberikan kepada penulis.
13. Bapak Dr. H. Mahathir Muhammad, SE., MM., selaku Wakil Rektor Universitas Teknokrat Indonesia, atas dukungan, arahan, dan motivasi selama penyusunan disertasi ini.
14. Teman-teman seperjuangan di Prodi Doktor MIPA Unila, tetap semangat dan pantang menyerah untuk menyelesaikan studi doktoral.
15. Sahabat-Sahabat terkasih dan rekan kerja di Universitas Teknokrat Indonesia, atas dukungan dan semangat yang diberikan selama proses ini berlangsung.

Semoga Allah SWT membalas segala kebaikan dan ketulusan semua pihak dengan pahala yang berlipat ganda di dunia dan akhirat. Penulis berharap disertasi ini dapat memberikan manfaat bagi para pembaca dan dapat memberikan kontribusi pada pengembangan ilmu komputer di masa yang akan datang.

Penulis menyadari bahwa disertasi ini masih memiliki kekurangan dan keterbatasan. Oleh karena itu, penulis sangat mengharapkan kritik dan saran yang membangun demi penyempurnaan di masa mendatang. Terima kasih atas perhatian dan semangat dari semua pihak yang telah membantu hingga disertasi ini dapat terselesaikan.

Bandar Lampung, 1 Juli 2025

Rusliyawati

DAFTAR ISI

	Halaman
ABSTRAK	i
ABSTRACT	iii
PERNYATAAN ORISINALITAS DISERTASI	viii
RIWAYAT HIDUP	ix
MOTTO	x
PERSEMBAHAN	xi
KATA PENGANTAR	xii
DAFTAR ISI	xiv
DAFTAR GAMBAR	xvi
DAFTAR TABEL	xviii
DAFTAR LAMPIRAN	xix
BAB I. PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	3
1.3 Tujuan Penelitian	4
1.4 Manfaat Penelitian	4
1.5 Batasan Masalah	5
1.6 Kontribusi Penelitian	6
1.7 Keterbaruan (<i>Novelty</i>)	7
BAB II. TINJAUAN PUSTAKA	10
2.1. Studi Literatur	10
2.2. Kanker Prostat	12
2.3. Diagnosis Kanker Prostat	13
2.4. Penentuan Stadium Kanker Prostat	15
2.5. Stadium Kanker Prostat	16
2.6. Kecerdasan Buatan (<i>Artificial Intelligence</i>)	19
2.7. <i>Machine Learning</i> (ML)	20
2.8. Penerapan <i>Machine Learning</i> dalam Diagnosis Kanker Prostat	28
2.9. Logika <i>Fuzzy</i>	28
2.10. Pengolahan Citra Digital	30
2.11. Kecerdasan Buatan untuk Prediksi Kanker Prostat	32
BAB III. METODOLOGI PENELITIAN	34
3.1 Desain dan Tahapan Penelitian	34
3.2 Diagram Alir Penelitian	39
3.2.1 Diagram Alir Penelitian Studi <i>Literature Review</i>	39
3.3 Diagram Alir Penelitian Pemodelan Sistem Pakar Berbasis <i>Fuzzy Logic</i> menggunakan Metode Mamdani	46

3.4	Diagram Alir Penelitian Peningkatan Diagnosis Risiko Kanker Prostat Menggunakan Sistem Pakar Medis <i>Fuzzy</i> Termodifikasi Berbasis Mamdani	54
3.5	Diagram Alir Penelitian Analisa Perbandingan Dampak Pemilihan Fitur pada Pembelajaran Mesin untuk Kanker Prostat..	77
BAB IV.	HASIL DAN PEMBAHASAN	89
4.1	Implementasi Model Berbasis <i>Fuzzy Logic</i> untuk Prediksi Penyakit Kanker Prostat	89
4.2	Sistem Pakar untuk Kanker Prostat: Tinjauan <i>Literature</i>	93
	4.2.1 Jenis Data.....	95
	4.2.2 Jumlah Kasus.....	96
	4.2.3 Koleksi Algoritma	96
	4.2.4 Tahun Publikasi	98
4.3	Peningkatan Diagnosis Risiko Kanker Prostat Menggunakan Sistem Pakar Medis <i>Fuzzy</i> Termodifikasi Berbasis Mamdani	99
4.4	Analisa Perbandingan Dampak Pemilihan Fitur pada Pembelajaran Mesin untuk Kanker Prostat	109
BAB V.	KESIMPULAN.....	118
5.1	Kesimpulan.....	118
5.2	Saran	120
DAFTAR	PUSTAKA	121
LAMPIRAN		134

DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar 3.1 Tahapan Penelitian	35
Gambar 3.2 Diagram alir penelitian.....	39
Gambar 3.3 Diagram alir proses SLR.....	40
Gambar 3.4 Desain penelitian.....	46
Gambar 3.5 Variabel <i>input</i> dan <i>output</i>	50
Gambar 3.6 Representasi fungsi keanggotaan untuk variabel “PSA”	51
Gambar 3.7 Representasi fungsi keanggotaan untuk variabel “Usia”	52
Gambar 3.8 Representasi fungsi keanggotaan untuk variabel “PV”.....	52
Gambar 3.9 Representasi fungsi keanggotaan untuk variabel “PCR”	53
Gambar 3.10 Tahapan penelitian	54
Gambar 3.11 Arsitektur sistem F-MES.....	56
Gambar 3.12 Variabel <i>input</i> dan <i>output</i> F-MES	57
Gambar 3.13 Fungsi keanggotaan “Usia”	58
Gambar 3.14 Fungsi Keanggotaan “PSA”.....	58
Gambar 3.15 Fungsi keanggotaan “PV”	59
Gambar 3.16 Fungsi keanggotaan “%fPSA”	60
Gambar 3.17 Fungsi keanggotaan “PCR”.....	61
Gambar 3.18 Perhitungan PCR.....	76
Gambar 3.19 Desain metode yang diusulkan.....	80
Gambar 3.20 Prosedur validasi <i>k-fold</i>	87
Gambar 4.1 Tampilan <i>rules viewer</i> untuk hasil PCR “Low”.....	92
Gambar 4.2 Tampilan <i>rules viewer</i> untuk hasil PCR “Very High”	92
Gambar 4.3 Diagram arsitektur <i>artificial neural networks</i>	95
Gambar 4.4 Distribusi pemilihan data penelitian kanker prostat.....	95
Gambar 4.5 Distribusi kasus penelitian kanker prostat.....	96
Gambar 4.6 Distribusi pemilihan metode penelitian kanker prostat.....	97
Gambar 4.7 Jumlah publikasi tahunan penelitian kanker prostat	98
Gambar 4.8 Perbandingan kinerja F-MES yang diusulkan.....	108
Gambar 4.9 Perbedaan pemeringkatan bobot fitur (a) IG, dan (b) GR.....	113

Gambar 4.10 Perbandingan akurasi algoritma menggunakan IG dan GR.....	115
Gambar 4.11 Perbandingan <i>recall</i> , dan <i>precision</i> algoritma klasifikasi.....	116
Gambar 4.12 Perbandingan waktu konsumsi metode.....	117

DAFTAR TABEL

Halaman

Tabel 3.1 Tampilan dataset kanker prostat	36
Tabel 3.2. Deskripsi fitur	37
Tabel 3.3. <i>Confusion matrix</i>	38
Tabel 3.4. Kriteria artikel pada proses <i>literature review</i>	40
Tabel 3.5. PRISMA <i>flow diagram</i> – Seleksi artikel pada SLR.....	41
Tabel 3.6. Ringkasan artikel yang diikutsertakan dalam tinjauan sistematis.....	42
Tabel 3.7. Aspek dan kategori dalam analisis konten.....	45
Tabel 3.8. Variabel <i>fuzzy</i>	50
Tabel 3.9. Himpunan <i>input fuzzy</i>	51
Tabel 3.10. Himpunan <i>output fuzzy</i> (<i>Cancer.Net Editorial Board, 2019</i>)	52
Tabel 3.11 Fuzzifikasi variabel <i>input</i> “Usia”	57
Tabel 3.12 Fuzifikasi variabel <i>input</i> “PSA”	58
Tabel 3.13 Fuzifikasi variabel <i>input</i> “PV”	59
Tabel 3.14 Fuzifikasi variabel <i>input</i> “%fPSA”	60
Tabel 3.15 Fuzzifikasi variabel <i>output</i> “PCR”	60
Tabel 3.16 Aturan sistem <i>fuzzy</i> ahli untuk risiko kanker prostat	62
Tabel 3.17 Ringkasan keunggulan dan kesesuaian algoritma.....	79
Tabel 3.18 Fitur dan deskripsi dataset kanker prostat.....	81
Tabel 3.19 <i>Confusion matrix</i>	88
Tabel 4.1 Data uji model	91
Tabel 4.2 Hasil Pengujian Sistem <i>Fuzzy</i>	93
Tabel 4.3 Perbandingan penilaian berbasis klinis dengan F-MES.....	104
Tabel 4.4 <i>Confusion matrix</i> evaluasi medis F-MES	107
Tabel 4.5 Perbandingan kinerja model diagnostik <i>fuzzy</i>	107
Tabel 4.6 Hasil seleksi fitur menggunakan WEKA	112
Tabel 4.7 Perbandingan akurasi model sebelum dan sesudah seleksi fitur.....	114
Tabel 4.8 Perbandingan <i>recall</i> dan <i>precision</i> algoritma klasifikasi.....	116

DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
<i>Lampiran 1. Bukti Artikel Telah terbit pada International Conference on Applied Sciences Mathematics and Informatics (ICASMI 2021)</i>	134
<i>Lampiran 2. Sertifikat sebagai presenter di International Conference on Applied Sciences Mathematics and Informatics ICASMI 2021</i>	135
<i>Lampiran 3. Bukti artikel Telah Terbit pada Jurnal International Conference on Networking, Electrical Engineering, Computer Science, and Technology (ICONNECT 2023).....</i>	136
<i>Lampiran 4. Sertifikat sebagai presenter di International Conference on Networking, Electrical Engineering, Computer Science, and Technology ICONNECT 2023</i>	137
<i>Lampiran 5. Bukti artikel telah diterima (accepted) pada International Journal of Computational and Experimental Science and Engineering (IJCESEN).....</i>	138
<i>Lampiran 6. Artikel Penelitian yang akan disubmit di Jurnal Bulletin of Electrical Engineering and Informatics (BEEI)</i>	139

BAB I. PENDAHULUAN

Pada bagian ini dipaparkan latar belakang permasalahan dan identifikasi masalah yang menjadi dasar penelitian, rumusan penelitian, tujuan penelitian, manfaat penelitian, kontribusi penelitian dan keterbaruan (*novelty*).

1.1 Latar Belakang

Kanker merupakan salah satu penyebab utama kematian secara global, dengan kanker prostat menempati peringkat kedua sebagai jenis kanker yang paling banyak menyerang pria di seluruh dunia (Rahib et al., 2014). Kanker ini umumnya menyerang pria usia lanjut, terutama kelompok usia 65–75 tahun, mengingat kelenjar prostat hanya dimiliki oleh laki-laki (Kumar, et al., 2013). Menariknya, gangguan pada kelenjar prostat dapat terjadi bahkan ketika kadar *Prostate Specific Antigen* (PSA) masih dalam kisaran normal (<4 ng/mL), terutama pada kelompok usia 50–93 tahun (Ardhany et al., 2019). Kondisi ini menunjukkan bahwa diagnosis kanker prostat tidak selalu dapat dilakukan secara akurat hanya berdasarkan nilai PSA, karena indikator klinis tunggal sering kali tidak mencerminkan kondisi biologis pasien secara menyeluruh.

Seiring bertambahnya usia, risiko kanker prostat meningkat secara signifikan. Di Amerika Serikat, tercatat 31.620 kematian dari 174.650 kasus kanker prostat pada tahun 2019 (Siegel et al., 2017), sedangkan di Indonesia, pada tahun 2020 dilaporkan 13.563 kasus baru atau 7,4% dari total 386.914 kasus kanker, dengan angka kematian mencapai 4.863 jiwa (2,1%) (*International Agency for Research on Cancer* (IARC), 2020). Sekitar 40% kematian akibat kanker berkaitan dengan faktor risiko yang sebenarnya dapat dicegah (Pusat Data dan Informasi, 2015), seperti merokok, obesitas, konsumsi alkohol berlebihan, serta paparan polusi atau bahan karsinogen di lingkungan kerja (Danaei et al., 2005). Sebuah studi oleh Foerster dkk. (2018) menunjukkan bahwa perokok aktif memiliki risiko kekambuhan biokimia yang signifikan, dengan rasio hazard (HR 1,40; 95% CI: 1,18–1,66; $p < 0,001$) (Foerster et al., 2018).

Selain faktor gaya hidup, aspek aktivitas seksual juga berkontribusi terhadap risiko kanker prostat. Beberapa penelitian melaporkan bahwa frekuensi hubungan seksual, usia menikah, dan riwayat infeksi menular seksual dapat mempengaruhi risiko kanker prostat secara signifikan. Pria yang menikah memiliki sedikit risiko lebih tinggi dibandingkan yang belum menikah (RR 1,17; CI 0,98–1,40) (Hayes RB, et al., 1992), aktivitas seksual sedang justru terkait dengan risiko lebih rendah (RR 0,91; CI 0,87–0,96) (Du SF, et al., 1996), sementara pria yang melakukan hubungan seksual lebih dari tiga kali per minggu memiliki risiko hingga lima kali lipat lebih tinggi dibandingkan mereka yang lebih jarang berhubungan seksual (RR 1,18; 95% CI 1,08–1,28; N 10; heterogenitas P. 0,38) (Jian et al., 2018).

Kompleksitas hubungan antara berbagai faktor risiko tersebut menunjukkan perlunya pendekatan cerdas dan adaptif dalam proses diagnosis. *Artificial Intelligence* (AI) menjadi solusi potensial karena kemampuannya dalam mengolah data klinis berskala besar, tidak terstruktur, dan bahkan ambigu. Pendekatan AI dapat memproses kombinasi data seperti nilai PSA, volume prostat, riwayat medis, dan faktor risiko lainnya untuk menghasilkan prediksi yang lebih akurat dan pribadi (Allahverdi, 2019).

Salah satu cabang AI, yakni *soft computing*, sangat relevan untuk diagnosis medis karena mampu menangani ketidakpastian dan ambiguitas data menggunakan metode seperti logika *fuzzy*, jaringan saraf tiruan, dan algoritma genetika (Al Hassani & Kareem, 2008). Logika *fuzzy*, secara khusus, terbukti efektif dalam menginterpretasikan data samar seperti kategori usia, nilai PSA, dan *volume* prostat. Beberapa penelitian telah mengembangkan sistem pakar berbasis *fuzzy* untuk diagnosis kanker prostat dan menunjukkan hasil akurasi yang menjanjikan (Benecchi, 2006; Castanho et al., 2013; Saritas et al., 2003).

Di samping itu, metode pencitraan medis seperti *Magnetic Resonance Imaging* (MRI) dan *transrectal ultrasound-guided prostate biopsy* (TRUS) telah banyak digunakan (H.S. Han, et al., 2017), dan jika dikombinasikan dengan pendekatan AI, akurasinya dapat meningkat signifikan. Misalnya, penggunaan AI dalam analisis

citra TRUS menunjukkan akurasi deteksi tumor hingga 70,93%, sensitivitas 70,00%, dan spesifisitas 71,74% (X. Huang et al., 2020).

Berbagai penelitian terdahulu telah mengeksplorasi pemanfaatan AI dalam diagnosis prediksi kanker prostat, seperti Mahanta dan Pandu (2020) yang menggunakan sistem pakar *fuzzy* berbasis tiga parameter *input*: PSA, PV, dan usia. Castanto dkk (2013) menunjukkan bahwa logika *fuzzy* dengan algoritma genetika dapat memprediksi stadium kanker prostat secara akurat, sementara Benecchi (2006) mengembangkan sistem *neuro-fuzzy* untuk meningkatkan sensitivitas (Benecchi, 2006; Castanho et al., 2013; Mahanta & Panda, 2020). Penelitian dalam negeri oleh Wulansari (2020) juga menegaskan bahwa kelainan prostat dapat terjadi meskipun kadar PSA dalam batas normal, pada rentang usia 50–93 tahun .

Merespons berbagai tantangan tersebut, penelitian ini mengusulkan pengembangan model prediksi risiko kanker prostat berbasis logika *fuzzy*, dengan variabel klinis sebagai parameter *input*. Model ini bertujuan untuk menghasilkan prediksi risiko yang bersifat interpretatif dan sesuai dengan kondisi individual pasien, serta mendukung pengambilan keputusan klinis secara cepat dan akurat. Dengan mengimplementasikan pendekatan kecerdasan buatan secara komprehensif, diharapkan sistem ini dapat digunakan sebagai alat bantu diagnosis yang adaptif, transparan, dan akurat untuk meningkatkan kualitas layanan medis di bidang onkologi urologi.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang penelitian yang telah dibahas sebelumnya, maka dapat dirumuskan permasalahan penelitian sebagai berikut:

1. Bagaimana akurasi model *fuzzy* dibandingkan dengan prediksi dokter spesialis kanker prostat?
2. Bagaimana karakteristik tren riset kecerdasan buatan (AI) dalam prediksi kanker prostat berdasarkan hasil studi literatur dan analisis bibliometrik?

3. Bagaimana rancangan dan pengembangan *Fuzzy Medical Expert System* (F-MES) berbasis metode Mamdani dilakukan untuk memprediksi tingkat *Prostate Cancer Risk* (PCR)?
4. Bagaimana kinerja berbagai algoritma *machine learning* dievaluasi dan dibandingkan dalam prediksi kanker prostat?

1.3 Tujuan Penelitian

Penelitian ini bertujuan untuk:

1. Membandingkan akurasi model prediksi berbasis logika *fuzzy* dengan hasil diagnosis dari dokter spesialis kanker prostat.
2. Menganalisis tren penelitian terkait kecerdasan buatan dalam prediksi kanker prostat melalui pendekatan studi literatur dan bibliometrik.
3. Memperkenalkan F-MES berdasarkan metode inferensi Mamdani untuk memprediksi tingkat risiko kanker prostat.
4. Mengevaluasi dan membandingkan kinerja beberapa metode *machine learning* dalam prediksi risiko kanker prostat, dengan mempertimbangkan efektivitas, akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas.

1.4 Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan memberikan manfaat dalam dua aspek, yaitu manfaat teoritis dan manfaat praktis, sebagai berikut:

1. Manfaat Teoritis

Penelitian ini memberikan kontribusi terhadap pengembangan ilmu pengetahuan dan teknologi, khususnya dalam bidang kecerdasan buatan dan sistem pakar medis. Penggunaan logika *fuzzy* berbasis metode Mamdani untuk prediksi risiko kanker prostat memperkaya pendekatan analisis klinis berbasis komputasi lunak (*soft computing*). Selain itu, penelitian ini turut memperluas kajian tentang integrasi *fuzzy logic* dan *machine learning* dalam sistem pendukung keputusan diagnosis medis.

2. Manfaat Praktis

Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat digunakan sebagai sistem pendukung keputusan (*decision support system*) oleh tenaga medis untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi dalam proses diagnosis awal kanker prostat. Sistem yang dikembangkan memungkinkan analisis data klinis pasien secara cepat dan terstandarisasi, serta memberikan prediksi tingkat risiko kanker prostat secara lebih kuantitatif. Dengan demikian, sistem ini dapat membantu proses pemeriksaan dini, pengambilan keputusan terapi, dan pengurangan tindakan medis invasif yang tidak perlu.

1.5 Batasan Masalah

Agar penelitian ini fokus dan terarah, beberapa batasan berikut diterapkan:

1. **Kriteria subjek penelitian** dibatasi pada pasien laki-laki berusia antara 50–75 tahun, kadar PSA 0,4–50 ng/ml, PV 10–110 ml, dan %fPSA berkisar antara 0–100, yang direkomendasikan oleh Dokter Spesialis Urologi, dengan berpedoman pada *World Health Organization* (WHO) dan *European Prostate Cancer Risk Calculator* (EPCRC).
2. **Parameter input sistem fuzzy** yang digunakan meliputi empat variabel klinis, yaitu: usia pasien, kadar total PSA, PV, dan %fPSA. Parameter ini digunakan sebagai *input* utama dalam sistem fuzzy berbasis Mamdani. Kombinasi keempat parameter tersebut belum banyak digunakan secara bersamaan dalam penelitian sistem pakar kanker prostat sebelumnya, terutama pada pendekatan *fuzzy* Mamdani.
3. **Jenis metode fuzzy** yang digunakan adalah metode inferensi Mamdani, dengan proses defuzzifikasi menggunakan metode *centroid*. Metode ini dipilih karena menghasilkan keluaran berbentuk numerik kontinu yang lebih sesuai untuk interpretasi tingkat risiko kanker prostat.
4. **Metode perbandingan** kinerja prediksi sistem *fuzzy* dilakukan dengan membandingkan hasil sistem terhadap diagnosis dari dokter spesialis urologi berdasarkan data klinis yang sama.
5. **Dataset yang digunakan** berasal dari data sekunder yang diperoleh melalui publikasi ilmiah dan sumber terpercaya (www.kaggle.com). Dataset tersebut

telah mengalami proses pembersihan (*cleaning*) dan normalisasi untuk keperluan pemrosesan oleh sistem *fuzzy* dan algoritma *machine learning*.

6. Penelitian ini **tidak membahas aspek klinis lanjutan** seperti rekomendasi terapi atau intervensi medis, melainkan hanya terbatas pada tahap prediksi risiko kanker prostat sebagai bagian dari sistem pendukung keputusan awal.

1.6 Kontribusi Penelitian

Penelitian ini memberikan kontribusi pada pengembangan ilmu pengetahuan dan penerapan teknologi kecerdasan buatan dalam bidang medis, khususnya diagnosis kanker prostat. Adapun kontribusi utama penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Kontribusi metodologis

Penelitian ini mengembangkan F-MES dengan metode inferensi Mamdani untuk memprediksi risiko kanker prostat. Integrasi empat parameter klinis (usia, PSA, PV, dan %fPSA) sebagai *input fuzzy* merupakan pendekatan komprehensif yang belum banyak diterapkan secara terstruktur dalam sistem pakar diagnosis prostat.

2. Kontribusi teknologi dan sistem

Penelitian ini menghasilkan *prototipe* sistem pendukung keputusan berbasis *fuzzy* yang dapat digunakan untuk pemeriksaan awal kanker prostat. Sistem ini dirancang untuk mengakomodasi ambiguitas data klinis yang sering dijumpai pada diagnosis dini, sekaligus menyajikan hasil prediksi dalam bentuk persentase risiko yang mudah diinterpretasikan secara medis.

3. Analisis kontribusi komparatif

Penelitian ini melakukan perbandingan empiris antara metode *Information Gain* dan *Gain Ratio* yang menunjukkan peningkatan akurasi secara signifikan, kecuali pada algoritma SVM yang performanya tetap stabil meskipun tanpa reduksi fitur. Penelitian ini juga mengidentifikasi adanya kompromi antara akurasi diagnosis dan waktu pemrosesan, serta merekomendasikan bahwa kombinasi algoritma ringan seperti *Naïve Bayes* atau *AdaBoost* dengan teknik seleksi fitur yang tepat dapat menghasilkan model yang akurat dan efisien secara komputasi. Temuan ini memberikan perspektif baru dalam

pengembangan sistem pendukung keputusan *real-time* untuk *skrining* kanker prostat, khususnya pada lingkungan layanan kesehatan dengan keterbatasan sumber daya.

4. Kontribusi ilmiah dalam pemetaan penelitian

Studi ini juga menyajikan analisis tren dan peta penelitian (*research* pemetaan) mengenai penerapan kecerdasan buatan pada kanker prostat melalui pendekatan bibliometrik dan sistematis. Hasil ini bermanfaat bagi peneliti lain dalam mengidentifikasi kesenjangan penelitian dan mengembangkan arah penelitian lanjutan.

1.7 Keterbaruan (*Novelty*)

Penelitian ini memiliki beberapa unsur kebaruan yang menunjukkan kontribusi dalam pengembangan sistem pakar medis berbasis kecerdasan buatan untuk prediksi kanker prostat. Keterbaruan tersebut meliputi:

1. Penelitian ini menawarkan kebaruan melalui penggunaan kombinasi empat parameter klinis yaitu usia, PSA, PV, dan %fPSA, yang direkomendasikan oleh WHO dan EPCRC, sebagai *input* dalam sistem *fuzzy* Mamdani untuk prediksi kanker prostat. Kombinasi parameter ini belum diterapkan secara bersamaan dalam penelitian sistem pakar sebelumnya, khususnya pada pendekatan *fuzzy*. Kebaruan utama juga terletak pada penekanan terhadap parameter PSA sebagai indikator awal yang paling sensitif, yang tidak hanya digunakan secara tunggal tetapi dikombinasikan secara simultan dengan PV dan %fPSA untuk meningkatkan akurasi diagnosis, sebuah pendekatan yang belum dikaji dalam sistem *fuzzy*. Selain itu, sistem ini menghasilkan keluaran risiko dalam bentuk nilai kontinu (persentase PCR) serta klasifikasi biner, memberikan fleksibilitas interpretasi dalam situasi klinis ambigu sebuah keunggulan penting yang belum umum diadopsi pada sistem pakar serupa.
2. Penelitian ini menawarkan kebaruan dalam evaluasi seleksi fitur untuk diagnosis kanker prostat berbasis *machine learning* terletak pada integrasi komprehensif antara teknik seleksi fitur dan algoritma klasifikasi dalam mengoptimalkan kinerja model diagnosis kanker prostat. Berbeda dengan studi

sebelumnya yang umumnya hanya menitikberatkan pada aspek akurasi, penelitian ini secara simultan mengevaluasi akurasi prediksi, keseimbangan *precision* dan *recall*, serta efisiensi waktu komputasi pada lima algoritma *machine learning* yang populer.

BAB II. TINJAUAN PUSTAKA

Pada bagian ini dipaparkan mengenai teori-teori yang mendukung dalam penelitian tentang kanker prostat, kecerdasan buatan dan mesin pembelajaran.

2.1. Studi Literatur

Kajian literatur ini dilakukan untuk mengidentifikasi penelitian-penelitian terdahulu yang relevan dengan topik diagnosis kanker prostat menggunakan pendekatan kecerdasan buatan. Studi ini mencakup penelitian yang mengimplementasikan logika *fuzzy*, sistem pakar, maupun algoritma *Machine Learning* (ML) dalam proses diagnosis atau prediksi kanker prostat.

Benecchi (2006) mengembangkan sistem diagnosis berbasis kombinasi *neuro-fuzzy* untuk meminimalkan tindakan biopsi yang tidak diperlukan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa pendekatan tersebut meningkatkan akurasi dan sensitivitas sistem dibandingkan dengan metode konvensional. Sementara itu, Castanho (2013) mengusulkan sistem *fuzzy* yang dikombinasikan dengan algoritma genetika untuk memprediksi stadium kanker prostat. Pendekatan ini efektif dalam mengatasi ambiguitas nilai PSA dan menghasilkan prediksi yang lebih mendekati hasil diagnosis dokter.

Mahanta dan Panda (2020) membangun sistem pakar berbasis *fuzzy* yang terdiri dari 240 aturan dengan tiga parameter input utama, yaitu usia, PSA, dan *prostate volume* (PV). Meskipun sistem menunjukkan akurasi sebesar 68,07%, kompleksitas jumlah aturan menyebabkan tantangan dalam proses inferensi. Temuan ini menunjukkan bahwa meskipun sistem *fuzzy* unggul dalam menangani data yang tidak pasti, aspek efisiensi dan struktur aturan masih menjadi kendala.

Di Indonesia, Wulansari dan Marindawati (2020) meneliti hubungan antara kadar PSA dan kelainan prostat pada pasien berusia 50 hingga 93 tahun. Hasil penelitian mengindikasikan bahwa nilai PSA tidak selalu linier terhadap kondisi klinis pasien,

sehingga pendekatan berbasis *fuzzy* yang mampu menangani ambiguitas data dianggap sebagai solusi potensial.

Selain itu, sejumlah penelitian telah mengintegrasikan logika *fuzzy* dengan algoritma klasifikasi seperti *Support Vector Machine* (SVM), *k-Nearest Neighbor* (k-NN), dan *Naïve Bayes* untuk meningkatkan akurasi diagnosis. Namun demikian, masih terdapat sejumlah keterbatasan, di antaranya efisiensi waktu, jumlah parameter *input* yang terbatas, serta kurangnya interpretabilitas hasil oleh tenaga medis.

Berdasarkan hasil kajian literatur di atas, dapat disimpulkan bahwa pendekatan berbasis logika *fuzzy* telah banyak diterapkan dalam diagnosis kanker prostat karena kemampuannya dalam menangani data yang tidak pasti dan ambigu. Namun demikian, sebagian besar penelitian sebelumnya masih menunjukkan beberapa keterbatasan, antara lain:

1. Jumlah parameter *input* terbatas, yang belum sepenuhnya mencerminkan kompleksitas kondisi klinis pasien.
2. Struktur aturan *fuzzy* yang kompleks, yang dapat memperlambat proses inferensi dan mengurangi efisiensi sistem.
3. Minimnya integrasi hasil prediksi dengan format keluaran yang mudah diinterpretasikan oleh klinisi, seperti representasi numerik dalam bentuk persentase risiko.
4. Fokus evaluasi yang hanya pada akurasi, tanpa mempertimbangkan aspek efisiensi waktu proses, yang padahal penting dalam penerapan standar sistem pendukung keputusan di lingkungan klinis.

Penelitian ini bertujuan untuk mengatasi keterbatasan-keterbatasan tersebut melalui pengembangan sistem pakar medis berbasis logika *fuzzy* yang memanfaatkan empat parameter klinis sebagai *input*, menghasilkan keluaran prediktif dalam bentuk persentase *Prostate Cancer Risk* (PCR), serta menyertakan evaluasi kinerja yang mencakup akurasi dan efisiensi waktu eksekusi. Sistem ini juga akan dibandingkan dengan beberapa metode pembelajaran mesin untuk memperoleh pemahaman yang lebih komprehensif terhadap performa model dalam konteks klinis.

2.2. Kanker Prostat

Kanker prostat merupakan pertumbuhan sel abnormal yang bersifat ganas pada kelenjar prostat, yaitu kelenjar eksokrin dalam sistem reproduksi pria yang berfungsi menghasilkan cairan semen. Penyakit ini merupakan salah satu jenis kanker paling umum yang menyerang pria, khususnya mereka yang berusia di atas 50 tahun. Secara fisiologis, ukuran prostat cenderung meningkat seiring bertambahnya usia. Namun, pertumbuhan yang tidak terkendali dapat berkembang menjadi keganasan. Menurut data dari *International Agency for Research on Cancer* (IARC) tahun 2020, kanker prostat menempati urutan keempat terbanyak secara global berdasarkan jumlah kasus baru, yaitu sekitar 1,41 juta kasus dengan angka kematian mencapai 375 ribu per tahun (*International Agency for Research on Cancer* (IARC), 2020). Di Indonesia, kanker prostat termasuk lima besar jenis kanker yang paling umum diderita pria, dengan estimasi 13.563 kasus baru dan 4.863 kematian pada tahun yang sama. Tren ini diperkirakan akan meningkat seiring bertambahnya jumlah populasi usia lanjut dan perubahan gaya hidup masyarakat.

Secara klinis, kanker prostat sering kali tidak menunjukkan gejala pada tahap awal dan baru terdeteksi ketika sudah memasuki stadium lanjut. Gejala yang mungkin muncul antara lain kesulitan buang air kecil, aliran urin yang lemah, nyeri di daerah panggul, serta terdapatnya darah dalam urin atau air mani. Oleh karena itu, deteksi dini menjadi krusial untuk meningkatkan peluang keberhasilan terapi dan memperpanjang harapan hidup pasien.

Salah satu indikator utama dalam pemeriksaan awal kanker prostat adalah kadar PSA dalam darah (Hoffman, 2020). Meskipun PSA secara luas digunakan sebagai penanda biokimia, nilainya tidak selalu mencerminkan kondisi patologis yang sebenarnya. Peningkatan kadar PSA dapat disebabkan oleh prostatitis (infeksi prostat) atau *benign prostatic hyperplasia* (BPH), sedangkan pada beberapa kasus kanker, kadar PSA bisa tetap berada dalam batas normal (da Silva, Pereira, Salles, Godrich, Ceballos, Kunz, Casson, Viret, Chandarlapaty, Ferreira, Fuchs, et al., 2021; Siegel et al., 2017). Oleh karena itu, penggunaan nilai ambang PSA sebagai

satu-satunya indikator diagnosis dianggap tidak cukup akurat dan perlu dikombinasikan dengan parameter klinis lainnya.

Beberapa faktor risiko utama kanker prostat antara lain usia lanjut, riwayat keluarga, etnis, obesitas, dan gaya hidup tidak sehat (Fazeli et al., 2015). Pria dengan kerabat sedarah yang memiliki riwayat kanker prostat berisiko dua hingga tiga kali lebih tinggi terkena penyakit ini. Selain itu, pola makan tinggi lemak jenuh, kurangnya aktivitas fisik, dan kebiasaan merokok turut dikaitkan dengan peningkatan risiko.

2.3. Diagnosis Kanker Prostat

Diagnosis kanker prostat perlu dicurigai pada pasien dengan faktor risiko dan gejala saluran kemih bawah, seperti nyeri saat berkemih, frekuensi berkemih meningkat, hematuria, atau adanya darah dalam cairan semen. Pemeriksaan penunjang berupa kadar PSA dan biopsi prostat menjadi metode utama dalam menegakkan diagnosis klinis (Mottet et al., 2017; Tracy, 2021).

1. **Anamnesis.** Pasien kanker prostat dapat asimtomatik, namun beberapa mengeluhkan nyeri punggung atau gangguan berkemih, mulai dari nyeri, kesulitan buang air kecil, hingga hematuria. Gejala skeletal, seperti nyeri tulang, sering muncul pada stadium lanjut akibat metastasis tulang. Gejala lain yang mungkin ditemukan meliputi anemia, penurunan berat badan, defisit neurologis, nyeri tungkai bawah, dan edema.
2. **Pemeriksaan Fisik.** Pada stadium lanjut, dapat ditemukan tanda-tanda seperti *kaheksia*, *edema* tungkai karena *thrombus* vena, pembesaran kelenjar getah bening, dan *distensi vesika urinaria*. Jika ada metastasis ke medula spinalis, pasien dapat menunjukkan *parestesia* dan gangguan *neurologis* lain, termasuk penurunan *tonus sfingter anus*.
3. **Colok Dubur (*Digital Rectal Examination/DRE*).** DRE merupakan pemeriksaan fisik penting dalam diagnosis awal. Pemeriksaan ini dapat

menunjukkan pembesaran prostat, nodul, bentuk prostat yang asimetris, atau konsistensi yang mengeras.

4. **Diagnosis Banding.** Beberapa kondisi yang dapat meniru gejala kanker prostat meliputi:

- a. *Benign Prostatic Hyperplasia* (BPH): ditandai dengan peningkatan frekuensi berkemih, urgensi, nokturia, dan pancaran urin melemah. Dibedakan melalui pemeriksaan histopatologi.
- b. Prostatitis: memiliki gejala berkemih serupa, namun disertai demam, menggigil, arthralgia, dan nyeri pada DRE. Prostat terasa lunak, hangat, dan nyeri saat disentuh (Deters, 2021; Turek, 2019).

5. **Pemeriksaan Penunjang.** Untuk menunjang hasil anamnesis dan pemeriksaan fisik, pemeriksaan penunjang didukung oleh:

- a. *Prostate-Specific Antigen* (PSA). PSA dapat dipertimbangkan untuk pemeriksaan kanker prostat. PSA adalah enzim glikoprotein yang dihasilkan oleh sel epitel prostat. Enzim ini berfungsi untuk mencairkan semen di *seminal coagulum* selama proses ejakulasi sehingga sperma dapat bergerak bebas. PSA juga terdeteksi di darah dalam bentuk bebas atau terikat protein plasma. Kadar normal PSA adalah 0–4 ng/ml. Namun, kadar PSA yang normal tidak menyingkirkan kemungkinan kanker prostat. Pemeriksaan PSA memiliki sensitivitas 27% dan spesifisitas 97% (Andriole, 2010; Fenton et al., 2018). Risiko overdiagnosis dan komplikasi akibat hasil positif palsu menjadi perhatian dalam penggunaannya.
- b. Biopsi_Prostat. Dulu direkomendasikan untuk semua pasien dengan PSA >4 ng/ml, namun kini bergantung pada kondisi klinis masing-masing. Teknik biopsi melalui TRUS atau mpMRI direkomendasikan (Filson et al., 2016; Kasivisvanathan et al., 2018; Shafei, 2020). Biopsi dapat diulang jika:
 - 1) PSA terus meningkat atau tinggi secara persisten,
 - 2) DRE mencurigakan,

- 3) Histopatologi menunjukkan *proliferasi acinar atipikal*,
- 4) Ditemukan *Prostatic Intraepithelial Neoplasia* (PIN) derajat tinggi,
- 5) Adanya kelenjar atipikal yang mengarah ke PIN,
- 6) Ditemukan *karsinoma intraduktal soliter*,
- 7) mpMRI menunjukkan hasil positif (N. Mottet et al., 2019)

2.4. Penentuan Stadium Kanker Prostat

Stadium pada kanker prostat merupakan tahapan yang menentukan sejauh mana perkembangan sel kanker di kelenjar prostat serta apakah sel kanker telah menyebar ke bagian tubuh lainnya. Penentuan stadium didasarkan pada system TNM, tingkat PSA, dan skor Gleason sesuai pedoman *American Joint Committee on Cancer* (AJCC) tahun 2018 (Cancer.Net Editorial Board, 2020).

1. Sistem TNM.

- a. **T (*tumor*)**, yang menunjukkan seberapa besar ukuran tumor yang ada dan di mana lokasi tumornya.
- b. **N (*Node*/kelenjar getah bening)**, yang menunjukkan apakah tumor sudah menyebar ke kelenjar getah bening dan seberapa luas penyebarannya.
- c. **M (*Metastasis*)**, yang menunjukkan apakah sel kanker telah menyebar keluar kelenjar prostat atau ke bagian tubuh lainnya serta seberapa banyak penyebarannya.

Setiap huruf di atas akan didampingi dengan nomor. Nomor ini akan menilai seberapa besar perkembangan sel kanker di dalam tubuh Anda. Semakin besar angkanya, maka semakin parah kanker prostat yang Anda derita.

2. **Tingkat PSA.** PSA adalah protein yang dibuat oleh sel-sel di kelenjar prostat, baik sel normal maupun sel kanker. PSA sebagian besar ada di dalam air mani, tetapi protein ini juga berada di dalam darah. PSA dalam darah mencerminkan aktivitas sel prostat, baik jinak maupun ganas. Semakin tinggi nilainya, semakin besar risiko keganasan.
3. **Skor Gleason.** Skor ini mengukur seberapa besar kemungkinan kanker tumbuh dan menyebar dengan cepat dan bentuk pengobatannya. Penentuan skor ini

mengacu pada bagaimana sel-sel terlihat bila dibandingkan dengan sel-sel prostat normal. Ketentuan skor Gleason (Tracy, 2021) adalah:

- a. Gleason 6 atau lebih rendah, artinya sel-sel kanker mirip dengan sel sehat (kanker tingkat rendah).
- b. Gleason 7, artinya sel-sel agar mirip dengan sel sehat (kanker tingkat medium).
- c. Gleason 8, 9, atau 10, artinya sel-sel kanker terlihat sangat berbeda dengan sel-sel sehat (kanker tingkat tinggi).

Skor Gleason tersebut kemudian dikelompokkan kembali ke dalam lima grade berikut:

- a. Skor 1, artinya kelenjar kecil dan uniform
- b. Skor 2, artinya lebih banyak stroma antar kelenjar
- c. Skor 3, artinya margin infiltratif yang jelas
- d. Skor 4, artinya masa ireguler pada kelenjar neoplastik
- e. Skor 5, artinya bentukan kelenjar sangat jarang ditemukan

Semakin tinggi *grade*-nya, semakin tinggi pula tingkat keparahannya.

2.5. Stadium Kanker Prostat

Pengelompokkan tahapan kanker prostat ini terbagi ke dalam empat tingkatan, dari yang paling rendah hingga yang paling tinggi atau parah.

1. **Stadium 1.** Kanker prostat stadium 1 merupakan tahapan kanker yang awal. Pada tahap ini, sel kanker biasanya tumbuh lambat dan tumor tidak dapat dirasakan pada pemeriksaan colok dubur (*Digital Rectum Exam/DRE*) atau saat USG. Meski tumor dapat dirasakan dan dilihat, umumnya hanya berbentuk kecil dan berada di satu sisi kelenjar prostat. Sel kanker pun belum menyebar ke kelenjar getah bening terdekat dan ke bagian tubuh lainnya. Pada stadium awal ini, sistem TNM, tingkat PSA, dan *grade* skor *Gleason* biasanya digambarkan sebagai berikut:
 - a. T1, N0, M0 atau T2, N0, M0.
 - b. Tingkat PSA kurang dari 10.

c. *Grade* 1 atau skor *Gleason* 6 atau lebih rendah.

2. **Stadium 2.** Pada kanker prostat stadium 2, tumor umumnya hanya berada di prostat dan belum menyebar ke bagian tubuh lainnya. Tahapan kanker prostat stadium 2 ini terbagi ke dalam tiga kelompok, yaitu:

a. Stadium IIA

Kanker prostat stadium IIA umumnya memiliki tingkat PSA antara 10-20 dengan skor *Gleason* 6 atau kurang (*grade* 1). Adapun ukuran tumornya digambarkan dengan salah satu dari kondisi berikut:

- 1) Tumor tidak dapat dirasakan dan terlihat melalui DRE atau USG (T1, N0, M0).
- 2) Tumor dapat dirasakan saat DRE dan terlihat di USG, yang berada di setengah atau kurang dari satu sisi kelenjar prostat
- 3) (T2, N0, M0).
- 4) Tumor dapat dirasakan saat DRE dan terlihat di USG, yang berada lebih dari setengah di satu sisi prostat (T2, N0, M0).

b. Stadium IIB

Pada stadium IIB, tumor mungkin atau tidak mungkin dirasakan saat DRE atau terlihat melalui USG (T1 atau T2, N0, M0). Tingkat PSA pada stadium ini kurang dari 20 dan umumnya memiliki skor *Gleason* 3+4=7 (*grade* 2).

c. Stadium IIC

Pada stadium ini, tumor mungkin atau tidak mungkin terasa saat DRE dan terlihat melalui USG (T1 atau T2, N0, M0). Tingkat PSA berada di bawah 20 dengan *grade* 3 atau 4 (skor *Gleason* 4+3= 7 atau 8).

3. **Stadium 3.** Kanker prostat tahap 3 ini termasuk ke dalam stadium lanjut. Pada stadium ini tingkat PSA sudah tinggi dan tumor sudah bertumbuh lebih besar, tetapi belum menyebar ke kelenjar getah bening dan organ tubuh lainnya. Kanker prostat tahap 3 ini terbagi ke dalam tiga kelompok, yaitu:

- a. **Stadium IIIA:** Pada stadium ini, tingkat PSA sudah mencapai angka 20 atau di atasnya, dengan skor *Gleason* 8 atau kurang (*grade* 1 hingga 4). Adapun ukuran tumornya sudah tumbuh membesar, tetapi belum menyebar keluar kelenjar prostat (T1 atau T2, N0, M0).

- b. **Stadium IIIB:** Pada stadium ini, tingkat PSA bisa berada pada angka berapapun dan skor *Gleason* umumnya berada di *grade* 1 hingga 4 (skor *Gleason* 8 atau kurang). Namun, sel kanker sudah mulai tumbuh di luar prostat dan mungkin telah menyebar ke vesikula seminalis atau ke jaringan di sekitar prostat lainnya, seperti rektum, kandung kemih, dan/atau dinding panggul (T3 atau T4, N0, M0).
 - c. **Stadium IIIC:** Pada stadium ini, tingkat PSA bisa berada pada angka berapapun dengan skor *Gleason* 9 atau 10 (*grade* 5). Ukuran tumornya bisa beragam, mungkin menyebar ke jaringan sehat di sekitarnya atau tidak (T berapapun, N0, M0).
4. **Stadium 4.** Kanker prostat stadium 4 adalah tahapan kanker paling akhir. Pada stadium ini, tumor umumnya sudah tumbuh semakin besar dan mungkin atau tidak mungkin bertumbuh di jaringan sekitar prostat. Tahapan kanker prostat ini terbagi ke dalam dua kelompok, yaitu:
- a. **Stadium IVA:** Pada stadium ini, tingkat PSA dan skor *Gleason* bisa berada pada angka berapapun. Sel kankernya pun sudah menyebar ke kelenjar getah bening di sekitarnya, tetapi belum menyebar ke organ tubuh lainnya yang jauh (T berapapun, N1, M0).
 - b. **Stadium IVB:** Tingkat PSA dan skor *Gleason* pada stadium ini pun bisa berada pada angka berapapun. Penyebaran ke kelenjar getah bening di sekitarnya pun bisa saja terjadi, tetapi bisa juga tidak. Namun, pada stadium paling akhir ini, sel kanker sudah menyebar ke organ tubuh lain, seperti tulang atau organ yang lain yang lebih jauh (T berapapun, N berapapun, M1).

Seiring dengan kompleksitas faktor penyebab dan keterbatasan metode diagnosis konvensional, pendekatan berbasis teknologi seperti kecerdasan buatan mulai dikembangkan untuk membantu proses pemeriksaan dan prediksi kanker prostat. Sistem ini dapat menganalisis data klinis secara menyeluruh dan memberikan estimasi risiko yang lebih akurat, terutama pada pasien hasil laboratorium yang ambigu.

2.6. Kecerdasan Buatan (*Artificial Intelligence*)

Kecerdasan Buatan (*Artificial Intelligence/AI*) merupakan cabang dari ilmu komputer yang berfokus pada pengembangan sistem atau mesin yang mampu meniru kemampuan intelektual manusia, seperti belajar, bernalar, memecahkan masalah, dan mengambil keputusan. Konsep dasar AI melibatkan algoritma dan model matematis yang dirancang untuk mengolah data dalam jumlah besar (*big data*) dan menghasilkan prediksi atau keputusan berdasarkan pola yang ditemukan dalam data tersebut.

Seiring dengan kemajuan teknologi informasi dan meningkatnya ketersediaan data digital, penerapan AI semakin meluas ke berbagai sektor, termasuk industri manufaktur, keuangan, transportasi, dan terutama bidang kesehatan (Dwivedi et al., 2021). Dalam medis, AI digunakan untuk mendukung pengambilan keputusan klinis melalui analisis data rekam medis elektronik, citra medis, dan hasil laboratorium secara otomatis dan presisi.

AI dalam bidang kesehatan sering diwujudkan dalam bentuk *Clinical Decision Support System* (CDSS), yaitu sistem pendukung keputusan klinis yang dirancang untuk membantu tenaga medis dalam mendiagnosis penyakit, memilih terapi yang tepat, serta memantau kondisi pasien secara berkelanjutan. CDSS dapat meningkatkan akurasi diagnosis, mempercepat proses pemeriksaan, dan mengurangi ketergantungan pada keputusan yang bersifat subjektif. Berbagai algoritma berbasis AI telah berhasil diterapkan dalam deteksi kanker payudara, paru-paru, dan kulit, dengan tingkat akurasi yang sebanding atau bahkan melebihi performa dokter spesialis (Tward et al., 2024).

Dalam studi terkait kanker prostat, AI telah dimanfaatkan untuk menganalisis berbagai parameter klinis, seperti kadar PSA, usia, PV, dan hasil biopsi. Integrasi parameter-parameter tersebut ke dalam model prediktif memungkinkan AI untuk memperkirakan risiko kanker prostat, mengevaluasi kebutuhan biopsi, serta menilai tingkat keganasan tumor. Selain itu, AI juga digunakan dalam analisis citra MRI dan TRUS guna mendeteksi lokasi serta keberadaan lesi prostat secara lebih akurat.

Secara umum, aplikasi AI terdiri atas dua komponen utama:

1. Basis Pengetahuan (*Knowledge Based*): Berisi fakta-fakta dan hubungan antarobjek dalam domain tertentu, yang menjadi dasar bagi sistem dalam memahami permasalahan.
2. Motor Inferensi (*Inference Engine*): Merupakan mekanisme logis yang digunakan untuk mengolah informasi dalam basis pengetahuan guna menjawab pertanyaan, menyelesaikan masalah, atau menghasilkan keputusan. Mesin inferensi memiliki kemampuan untuk menarik kesimpulan secara otomatis berdasarkan pengalaman atau aturan yang telah ditentukan.

Beberapa pendekatan AI yang biasa digunakan dalam bidang medis meliputi:

1. *Machine Learning* (ML). Algoritma pembelajaran dari data historis untuk menghasilkan prediksi pada data baru, termasuk SVM, *Decision Tree*, dan k-NN.
2. *Deep Learning* (DL). Subbidang dari ML yang memanfaatkan jaringan saraf tiruan berlapis (*deep neural networks*), sangat efektif dalam analisis citra medis.
3. *Fuzzy Logic dan Expert Systems*. Pendekatan yang dirancang untuk menangani ketidakpastian dan ambiguitas data, sangat sesuai untuk kondisi klinis yang kompleks.

2.7. *Machine Learning* (ML)

Istilah *machine learning* (ML) pertama kali diperkenalkan oleh Arthur Samuel pada tahun 1959. Ia mendefinisikan ML sebagai bidang ilmu komputer yang memungkinkan komputer belajar dari pengalaman tanpa diprogram secara eksplisit. ML merupakan pendekatan komputasional yang menggunakan data historis untuk meningkatkan kinerja sistem atau membuat prediksi yang akurat (Mohri *et al.* 2018). Tujuan utama ML adalah memahami prinsip-prinsip pembelajaran sebagai proses komputasi.

ML merupakan salah satu komponen utama dalam kecerdasan buatan, yang memungkinkan komputer melakukan tugas secara otomatis melalui proses pembelajaran dari data (Reddy et al., 2018). ML telah banyak diterapkan dalam berbagai bidang, seperti penyaringan email spam, deteksi penipuan, perdagangan saham *daring*, pengenalan wajah, diagnosis medis, prediksi lalu lintas, pengenalan karakter, dan sistem rekomendasi produk (Shatte et al., 2019).

Secara umum, ML diklasifikasikan ke dalam beberapa kategori berdasarkan ketersediaan label data dan pendekatan pelatihannya, yaitu: *supervised learning*, *semi-supervised learning*, *unsupervised learning*, *reinforcement learning*, *transduction* dan *learning to learn* (Dey et al., 2018). Penjelasan tiap kategori disajikan berikut ini:

1. *Supervised Learning*

Supervised learning adalah pendekatan pembelajaran di mana algoritma dilatih menggunakan data yang telah dilabeli. Setiap data pelatihan terdiri atas pasangan *input* dan *output* (label), sehingga model dapat mempelajari hubungan di antara keduanya. Algoritma ini umumnya digunakan untuk tugas klasifikasi dan regresi.

Manfaat *supervised learning* antara lain: klasifikasi objek, regresi nilai numerik, deteksi anomali, dan prediksi berbasis pola. Penerapannya luas, termasuk dalam pengenalan wajah, klasifikasi teks, analisis sentimen, prediksi harga saham, dan diagnosis medis.

Tahapan utama dalam *supervised learning*:

- a. Pengumpulan *Data Berlabel*. Data yang dikumpulkan harus memiliki label atau target yang diketahui. Misalnya, untuk mengembangkan model klasifikasi email menjadi "spam" atau "non-spam", diperlukan kumpulan data yang terdiri dari *email* beserta label yang menandakan apakah *email* tersebut adalah *spam* atau bukan.
- b. Pembagian Data Latih dan Data Uji. Data yang telah dikumpulkan akan dibagi menjadi dua bagian, yaitu data latih (*training data*) dan data uji (*test*

data). Data latih digunakan untuk melatih model, sedangkan data uji digunakan untuk menguji kinerja model yang telah dilatih.

- c. Pemilihan Model. Berbagai jenis model atau algoritma dapat digunakan dalam *supervised learning*, seperti:
 - 1) *Support Vector Machine* (SVM): digunakan untuk klasifikasi dan regresi, dengan konsep memaksimalkan margin antar kelas. SVM cocok untuk dataset berukuran kecil hingga menengah dengan dimensi tinggi.
 - 2) *k-Nearest Neighbor* (k-NN): metode klasifikasi berdasarkan kedekatan jarak antara data uji dan data latih. Kelebihannya adalah kesederhanaan, namun performa menurun pada dataset besar atau berdimensi tinggi.
 - 3) *Naïve Bayes*: menggunakan teorema Bayes dengan asumsi independensi antar fitur. Metode ini ringan dan cepat, tetapi kurang akurat jika asumsi tidak terpenuhi.
 - 4) *Decision Tree* dan *Random Forest*: bekerja dengan membuat pohon keputusan berdasarkan fitur-fitur dalam dataset, dan Random Forest menggunakan banyak pohon untuk meningkatkan akurasi dan mengurangi *overfitting*.
- d. Pelatihan Model. Pada tahap pelatihan, model diberikan data latih dan melakukan iterasi untuk menyesuaikan parameter atau bobotnya. Model mencoba mempelajari pola dalam data latih dan membangun hubungan antara fitur-fitur dengan label yang sesuai.
- e. Evaluasi Kinerja. Setelah model dilatih, kinerja model akan dievaluasi menggunakan data uji yang terpisah. Metrik evaluasi yang digunakan antara lain akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*. Evaluasi ini memberikan gambaran tentang seberapa baik model dapat memprediksi label dengan benar.
- f. Penggunaan Model. Setelah model dievaluasi dan memperoleh kinerja yang memadai, model dapat digunakan untuk melakukan prediksi pada data baru yang tidak diketahui. Model akan menerima fitur-fitur dari data baru dan menghasilkan prediksi berdasarkan apa yang telah dipelajari selama pelatihan.

2. *Unsupervised Learning*

Unsupervised learning digunakan ketika data tidak memiliki label. Tujuannya adalah menemukan pola atau struktur tersembunyi dalam data. Algoritma ini banyak digunakan untuk klasterisasi (*clustering*), reduksi dimensi, deteksi anomali, dan asosiasi antar fitur.

Contoh penerapannya meliputi segmentasi pasar, pengelompokan pelanggan, pengenalan pola citra atau teks, dan eksplorasi data visual. Algoritma yang sering digunakan antara lain: *K-Means*, *Hierarchical Clustering*, DBSCAN, PCA, dan t-SNE

Karakteristik dari model *unsupervised learning*, antara lain:

- a. Data Tanpa Label. Data yang digunakan dalam *unsupervised learning* tidak memiliki label atau target yang diketahui sebelumnya. Data ini terdiri dari fitur-fitur atau atribut yang dapat digunakan untuk menggambarkan karakteristik atau sifat data tersebut.
- b. Pemrosesan Data. Tahap awal dalam *unsupervised learning* adalah pemrosesan data untuk memastikan kualitas dan kecocokan data. Tahapan ini melibatkan penghapusan data yang hilang atau tidak relevan, normalisasi data, atau pemrosesan lainnya untuk memastikan data siap digunakan.
- c. *Clustering* (Pengelompokan). Salah satu tugas utama dalam *unsupervised learning* adalah *clustering* atau pengelompokan. Tujuan *clustering* adalah mengelompokkan data ke dalam kelompok atau *cluster* berdasarkan kesamaan fitur atau sifat tertentu. Algoritma *clustering* seperti *K-means*, *Hierarchical Clustering*, atau DBSCAN digunakan untuk melakukan pengelompokan.
- d. Pengurangan Dimensi. *Unsupervised learning* melibatkan pengurangan dimensi, dari data yang kompleks untuk menggambarkan data dengan cara yang lebih ringkas. Pengurangan dimensi dapat membantu mengidentifikasi fitur-fitur penting atau menghilangkan *noise* dalam data. Metode pengurangan dimensi yang umum digunakan termasuk *Principal Component Analysis* (PCA) dan t-SNE (*t-Distributed Stochastic Neighbor Embedding*).
- e. Asosiasi dan Anomali. *Unsupervised learning* digunakan untuk menemukan asosiasi atau hubungan antara *item* dalam data. Contohnya

adalah *apriori algorithm* yang digunakan untuk menemukan aturan asosiasi dalam data transaksi. Selain itu, algoritma *unsupervised learning* dapat digunakan untuk mendeteksi anomali atau data yang berbeda atau tidak biasa dari yang diharapkan.

- f. Visualisasi Data. *Unsupervised learning* dapat membantu dalam visualisasi data dengan cara yang bermakna. Penggunaan algoritma seperti algoritma reduksi dimensi dan teknik visualisasi seperti *scatter plot* atau *network visualization*, data kompleks dapat digambarkan secara visual untuk memahami pola dan struktur yang ada.

3. *Semi-Supervised Learning*

Semi-Supervised Learning merupakan kombinasi dari supervised dan unsupervised learning. Data yang digunakan sebagian besar tidak berlabel, tetapi disertai sebagian kecil data berlabel. Pendekatan ini sangat berguna ketika proses pelabelan data mahal atau sulit dilakukan, seperti dalam bidang medis.

Perbedaan utama antara *semi-supervised learning*, *supervised learning*, dan *unsupervised learning* adalah dalam hal ketersediaan label pada data pelatihan. Dalam *supervised learning*, model ML mempelajari pola berdasarkan pasangan data *input* dan label yang diketahui. Model ini kemudian dapat menggunakan pengetahuannya untuk memprediksi label baru untuk data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Di sisi lain, dalam pembelajaran tanpa pengawasan, model harus menemukan pola dan struktur di dalam data tanpa adanya label yang diketahui sebelumnya. Hal ini dapat dilakukan dengan teknik seperti *clustering* dan reduksi dimensi. *Semi-supervised learning* memanfaatkan data yang memiliki label untuk membantu dalam mempelajari pola pada data yang tidak berlabel.

4. *Reinforcement Learning*

Reinforcement learning (RL) adalah pendekatan pembelajaran berbasis pengalaman, di mana agen belajar berinteraksi dengan lingkungan dan menerima umpan balik berupa *reward* atau *punishment*. Tujuannya adalah memaksimalkan *reward* kumulatif jangka panjang.

Proses pembelajaran dalam *reinforcement learning* melibatkan serangkaian langkah-langkah sebagai berikut:

- a. Persepsi. Agen menerima informasi tentang keadaan (*state*) dari lingkungan. Keadaan dapat mencakup data sensorik seperti gambar, nilai-nilai sensor, atau atribut lain yang menggambarkan keadaan lingkungan pada saat tertentu.
- b. Tindakan. Agen memilih tindakan yang akan diambil berdasarkan kebijakan yang ada. Tindakan tersebut mempengaruhi keadaan lingkungan.
- c. Umpan balik. Agen menerima umpan balik dari lingkungan dalam bentuk hadiah atau hukuman (*reward* atau *punishment*) setelah mengambil tindakan tertentu. Hadiah ini memberikan sinyal kepada agen tentang apakah tindakan yang diambil benar atau salah dalam mencapai tujuan yang diinginkan.
- d. Pembelajaran. Agen memperbarui kebijakan berdasarkan umpan balik yang diterima. Tujuan agen adalah untuk memaksimalkan total hadiah yang diterima seiring berjalannya waktu.

RL diterapkan pada bidang robotika, permainan strategi (misal: AlphaGo), sistem kontrol, keuangan, dan optimasi industri. Elemen penting RL terdiri dari agen, lingkungan, kebijakan (*policy*), dan fungsi *reward*.

5. *Transduction*

Transduction adalah pendekatan yang fokus pada prediksi langsung terhadap contoh-contoh tertentu tanpa membangun model generalisasi eksplisit. Biasanya digunakan dalam *semi-supervised learning* dan tugas-tugas klasifikasi berbasis *instance*. Algoritma ini mirip dengan *supervised learning*, tetapi tidak secara eksplisit membangun suatu fungsi. Algoritma ini digunakan untuk berlatih memprediksi *output* baru berdasarkan *training inputs*, *training outputs*, dan *testing inputs* yang tersedia selama proses pembelajaran (pelatihan).

Perbedaan utama antara transduksi dan induksi (biasa dikenal sebagai prediksi) adalah bahwa transduksi berfokus pada prediksi yang akurat, sedangkan induksi bertujuan untuk membangun model yang dapat melakukan prediksi yang akurat. Penerapan transduksi dalam ML terus berkembang, dan teknik yang

digunakan dapat bervariasi tergantung pada konteks dan jenis data yang dihadapi. Tujuan utamanya adalah untuk memanfaatkan informasi yang ada untuk memberikan prediksi yang akurat pada contoh-contoh yang belum diberi label.

Penerapannya ditemukan dalam:

- a. Pemrosesan Bahasa Alami. Transduksi dapat digunakan untuk memprediksi tag kata, entitas bernama, atau fitur lainnya pada teks yang belum diberi label. Pemrosesan bahasa alami memanfaatkan informasi dari teks yang telah diberi label, model dapat melakukan transduksi untuk memberikan label yang tepat pada teks yang tidak berlabel.
- b. Deteksi Anomali. Transduksi dalam deteksi anomali dapat digunakan untuk memprediksi apakah contoh yang diberikan termasuk dalam kategori normal atau anomali. Dengan memanfaatkan contoh-contoh yang diberi label sebagai panduan, dapat dilakukan transduksi untuk mengidentifikasi contoh-contoh anomali yang belum diberi label.
- c. Analisis Citra dan Pengenalan Objek. Analisis citra dan pengenalan objek, transduksi dapat digunakan untuk memberikan prediksi label pada objek dalam citra yang belum diberi label. Dengan menggunakan teknik transduksi, model dapat memanfaatkan contoh-contoh yang diberi label untuk memperoleh prediksi yang lebih baik untuk objek yang tidak berlabel dalam citra.

6. *Learning to Learn (Meta-Learning)*

Learning to Learn adalah pendekatan di mana algoritma ML tidak hanya belajar dari data, tetapi juga belajar bagaimana cara belajar secara lebih efisien. Model dapat beradaptasi dengan cepat pada tugas baru menggunakan pengalaman sebelumnya. Tujuannya adalah meminimalkan ketergantungan pada data pelatihan yang besar dan meningkatkan adaptasi terhadap perubahan lingkungan atau tugas.

Pendekatan yang digunakan antara lain:

- a. *Meta-Learning*. Pendekatan *meta-learning* melibatkan pembelajaran strategi atau algoritma yang dapat digunakan oleh model untuk mengatur

proses pembelajaran. Model mempelajari cara memilih atau menyesuaikan arsitektur model, *hiperparameter*, atau algoritma pembelajaran yang paling sesuai untuk tugas tertentu berdasarkan pengalaman pembelajaran sebelumnya. Contohnya adalah pembelajaran otomatis *hiperparameter* (*automated hyperparameter tuning*) dan optimasi arsitektur *neural network* (*neural architecture search*).

- b. *Hierarchical Learning*. Pendekatan ini mencoba mempelajari representasi hierarkis yang memungkinkan model untuk memperoleh pemahaman yang lebih abstrak dan umum dari data. Dalam hierarki ini, model dapat mempelajari penyesuaian atau transfer dari tugas-tugas yang lebih rendah ke tugas yang lebih tinggi tingkatannya. Contohnya adalah *Hierarchical Reinforcement Learning* yang menggunakan hierarki kebijakan (*policy*) untuk mempelajari tindakan pada berbagai tingkatan abstraksi.
- c. *Fast Adaptation*. Pendekatan ini mengacu pada pembelajaran model yang dapat dengan cepat menyesuaikan diri dengan tugas baru berdasarkan pengalaman sebelumnya. Model memperbarui parameter atau pengetahuannya selama fase adaptasi untuk mengoptimalkan kinerja pada tugas yang baru. Contohnya adalah metode pembelajaran metrik (*metric learning*) yang memperbarui jarak atau pengukuran kesamaan antara contoh-contoh data.
- d. *Neural Architecture Search*. Membangun arsitektur *neural network* yang optimal adalah tugas yang membutuhkan banyak percobaan dan penyesuaian. Proses *learning to learn*, dapat menggunakan metode seperti *Neural Architecture Search* (NAS) untuk mempelajari strategi yang efisien dalam mencari arsitektur *neural network* yang baik. Model dapat mempelajari cara membangun dan menyesuaikan struktur jaringan berdasarkan *performa* dan pengalaman sebelumnya.
- e. *Transfer Learning*. *Learning to learn* dapat diterapkan dalam transfer *learning* untuk memperbaiki adaptasi dari pengetahuan yang telah dikuasai pada tugas-tugas baru. Dengan mempelajari strategi adaptasi yang efisien, model dapat mentransfer pengetahuan secara lebih baik dan meningkatkan kinerja pada tugas baru dengan data yang terbatas.

Pemilihan algoritma ML sangat bergantung pada karakteristik data, jumlah fitur, jenis *output* yang diinginkan, serta kebutuhan interpretasi hasil. Dalam diagnosis kanker prostat, metode supervisi pembelajaran paling banyak digunakan karena tersedia data pasien dengan hasil diagnosis pasti (biopsi), yang memungkinkan pembelajaran berbasis label.

2.8. Penerapan *Machine Learning* dalam Diagnosis Kanker Prostat

Dalam diagnosis kanker prostat, *supervised learning* menjadi pendekatan dominan karena adanya data historis pasien dengan hasil diagnosis pasti (biopsi). Namun, salah satu tantangan yang dihadapi adalah ketidakseimbangan kelas, jumlah data "negatif" (non-kanker) jauh lebih besar dibandingkan "positif" (kanker). Ketimpangan ini menurunkan sensitivitas model dan meningkatkan risiko kesalahan klasifikasi minoritas.

Untuk mengatasi masalah tersebut, digunakan teknik seperti SMOTE (*Synthetic Minority Over-sampling Technique*) yang menyeimbangkan data dengan menciptakan sampel sintetis dari kelas minoritas.

Dalam penelitian ini, beberapa algoritma ML dibandingkan dari segi akurasi, sensitivitas, spesifisitas, dan waktu komputasi. Evaluasi ini bertujuan untuk menentukan pendekatan yang paling optimal untuk diimplementasikan dalam sistem pendukung keputusan diagnosis kanker prostat berbasis AI.

2.9. Logika *Fuzzy*

Logika *fuzzy* adalah suatu pendekatan matematis yang dikembangkan oleh Lotfi A. Zadeh pada tahun 1965 untuk menangani ambiguitas dalam proses pengambilan keputusan (Oktafiani & Utama, 2020). Logika *fuzzy* dengan tingkat kebenaran ada nilai diantara hitam dan putih (abu-abu) menggantikan kebenaran boolean. Representasi gambaran pengertian hitam dan putih dapat menggunakan crisp set. Elemen-elemen yang ada pada himpunan didefinisikan sebagai himpunan crisp A. Jika $a \in A$, maka a bernilai 1, dan jika $a \notin A$, maka a bernilai 0. Notasi $A =$

$\{ (xPx) \}$ menunjukkan bahwa A berisi elemen x dengan sifat P adalah benar. $P(x)$ dapat dikatakan benar jika dan hanya jika $XA(x) = 1$ dengan asumsi XA merupakan fungsi karakteristik A dengan sifat (J. Yan et al., 1994). Berbeda dengan logika biner klasik yang hanya mengenal nilai benar (1) atau salah (0), logika *fuzzy* memungkinkan representasi nilai dalam jarak kontinu antara 0 dan 1. Pendekatan ini memungkinkan model sistem untuk menyatakan kondisi “sebagian benar” atau “sebagian salah”, sehingga lebih menyerupai cara berpikir manusia.

Dalam sistem *fuzzy*, *input* yang bersifat konversi kuantitatif menjadi nilai linguistik melalui proses fuzzifikasi, lalu diproses menggunakan aturan berbasis *IF-THEN* dalam *rule base*. Hasil dari proses inferensi kemudian konversi kembali menjadi nilai numerik melalui tahap defuzzifikasi untuk menghasilkan *output* akhir. Struktur sistem *fuzzy* umum secara umum terdiri dari empat komponen utama, yaitu:

1. Fuzzifikasi, mengubah numerik *input* menjadi bentuk *fuzzy*.
2. Basis aturan (*rule base*), kumpulan aturan *IF-THEN* yang menggambarkan hubungan antar variabel.
3. Mesin inferensi (*inference engine*), melakukan proses penalaran berdasarkan aturan yang ada.
4. Defuzzifikasi, mengubah hasil *fuzzy* menjadi *output* numerik yang dapat diinterpretasikan.

Terdapat beberapa metode sistem inferensi *fuzzy* yang umum digunakan, di antaranya:

1. *Fuzzy Mamdani*, yang menggunakan fungsi kumpulan *fuzzy* untuk *input* dan *output*, serta menghasilkan *output* yang difuzzifikasi menggunakan metode seperti *centroid*. Metode ini cocok untuk sistem pakar yang memerlukan interpretasi linguistik.
2. *Fuzzy Sugeno*, yang menggunakan fungsi linier atau konstan pada bagian *output*. Tepat untuk sistem kontrol dan pemodelan matematika karena hasil akhirnya berbentuk fungsi deterministik.

3. *Fuzzy Tsukamoto*, yang menggunakan aturan dengan konsekuen berbentuk fungsi kesatuan monoton. Metode ini menghasilkan *output* yang lebih halus dalam proses defuzzifikasi.

Dalam bidang kesehatan, logika *fuzzy* banyak diterapkan untuk mendukung proses diagnosis penyakit yang mencakup menjaga data klinis, seperti variabilitas hasil laboratorium atau subjektivitas penilaian dokter. Dalam diagnosis kanker prostat, logika *fuzzy* dapat digunakan untuk memproses data klinis seperti usia, PSA, dan PV, yang memiliki hubungan nonlinier dan sering kali tidak pasti. Sistem *fuzzy* memungkinkan pengambilan keputusan berdasarkan kombinasi beberapa variabel tersebut dalam bentuk aturan linguistik.

Beberapa penelitian terdahulu telah membuktikan efektivitas sistem *fuzzy* dalam diagnosis medis. Misalnya, Saritas dkk. (2003) mengembangkan sistem *fuzzy* untuk diagnosis kanker prostat dengan menggunakan parameter PSA dan PV, dan menunjukkan bahwa hasil sistem dapat mendekati prediksi dokter spesialis. Castanho dkk. (2013) mengintegrasikan logika *fuzzy* dengan algoritma genetika untuk meningkatkan akurasi sistem dalam memprediksi stadium kanker prostat.

Dalam penelitian ini, sistem *fuzzy* yang digunakan berdasarkan metode Mamdani dengan empat *input* parameter, yaitu usia, total PSA, PV, dan %fPSA. Sistem ini dirancang untuk menghasilkan keluaran dalam bentuk persentase PCR, sehingga dapat diinterpretasikan secara klinis untuk mendukung pengambilan keputusan medis.

2.10. Pengolahan Citra Digital

Pengolahan citra digital (*digital image processing*) merupakan cabang ilmu yang berfokus pada pemrosesan gambar menggunakan algoritma komputer. Tujuan utamanya adalah untuk meningkatkan kualitas visual, mengekstraksi informasi penting, serta mengklasifikasikan objek dalam gambar guna mendukung proses analisis dan pengambilan keputusan (Ayyad et al., 2021).

Dalam bidang medis, pengolahan citra digital memegang peran krusial dalam visualisasi struktur anatomi, deteksi kelainan, dan penilaian kondisi penyakit melalui teknik pencitraan seperti MRI, CT scan (*Computed Tomography*), dan *ultrasonografi* (USG). Teknologi ini memungkinkan identifikasi lokasi dan bentuk lesi, segmentasi jaringan, serta klasifikasi tingkat keparahan penyakit secara otomatis dan kuantitatif.

Tahapan umum dalam pengolahan citra digital meliputi:

1. Akuisisi Citra. Pengambilan gambar dari alat pencitraan medis seperti TRUS atau MRI. Hasil gambar dikonversi ke dalam format digital untuk selanjutnya diproses oleh komputer.
2. Prapemrosesan (*Preprocessing*). Melibatkan peningkatan kualitas gambar melalui normalisasi kontras, pengurangan *noise*, serta konversi ke skala abu-abu untuk memudahkan proses ekstraksi fitur.
3. Segmentasi Citra. Pemisahan objek atau wilayah penting dalam citra, seperti area prostat, dari latar belakang. Teknik yang umum digunakan antara lain deteksi tepi, *thresholding*, dan *region growing*.
4. Ekstraksi Fitur. Pengambilan informasi penting dari citra, seperti tekstur, bentuk, ukuran, atau intensitas piksel, yang akan digunakan untuk proses klasifikasi atau diagnosis.
5. Klasifikasi. Penentuan kelas atau tingkat keparahan penyakit berdasarkan fitur yang telah diekstraksi, menggunakan algoritma seperti k-NN, SVM, atau *deep learning*.

Dalam kanker prostat, dua jenis citra medis yang paling sering digunakan adalah TRUS dan mpMRI (Xing et al., 2022; Zhang et al., 2023). TRUS umumnya digunakan untuk memandu prosedur biopsi dengan mengarahkan jarum ke area yang mencurigakan, sedangkan mpMRI memberikan informasi morfologis dan fungsional prostat, termasuk perfusi dan difusi jaringan.

Penelitian oleh Huang et al. (2020) menunjukkan bahwa pendekatan pengolahan citra berbasis tekstur TRUS dapat membedakan antara jaringan prostat normal dan kanker dengan akurasi sekitar 70,93% (X. Huang et al., 2020). Meskipun hasil ini cukup menjanjikan, akurasinya masih berada di bawah standar diagnostik klinis.

Oleh karena itu, integrasi pengolahan citra digital dengan pendekatan kecerdasan buatan seperti logika *fuzzy* dan *deep learning* terus dikembangkan guna meningkatkan performa sistem diagnosis.

Dalam penelitian ini, pengolahan citra digital digunakan sebagai pendekatan pembandingan untuk menilai kinerja sistem prediksi berbasis data klinis. Pendekatan ini memberikan perspektif alternatif terhadap potensi integrasi data visual dan non-visual dalam pengembangan sistem pendukung keputusan klinis yang lebih akurat dan holistik.

2.11. Kecerdasan Buatan untuk Prediksi Kanker Prostat

Penerapan AI dalam diagnosis kanker prostat telah menjadi fokus utama berbagai penelitian dalam satu dekade terakhir. Kompleksitas diagnosis yang timbul akibat variabilitas nilai parameter klinis seperti usia, kadar PSA, dan PV, mendorong pengembangan sistem prediktif berbasis AI untuk mendukung pengambilan keputusan medis secara lebih akurat dan objektif.

Berbagai pendekatan telah diterapkan untuk memprediksi kanker prostat, di antaranya logika *fuzzy*, sistem pakar, dan algoritma pembelajaran mesin. Mahanta dan Panda (2020) mengembangkan sistem pakar *fuzzy* berbasis 240 aturan dengan menggunakan tiga parameter klinis. Meskipun pendekatan tersebut menghasilkan akurasi sebesar 68,07%, sistem masih menghadapi tantangan terkait efisiensi akibat kompleksitas struktur aturannya.

Castanho et al. (2013) mengintegrasikan logika *fuzzy* dengan algoritma genetika untuk mengoptimalkan parameter sistem dan meningkatkan akurasi prediksi stadium kanker prostat. Hasilnya menunjukkan peningkatan signifikan dalam sensitivitas dan spesifisitas diagnosis. Sementara itu, Benecchi (2006) menerapkan pendekatan *neuro-fuzzy* untuk mengurangi tindakan biopsi yang tidak perlu, dan memperoleh hasil prediksi yang mendekati diagnosis dokter spesialis.

Dalam pendekatan berbasis pengolahan citra, Huang et al. (2020) memanfaatkan TRUS dengan teknik segmentasi tekstur dan klasifikasi citra menggunakan

algoritma ML. Sistem ini mampu mencapai akurasi sebesar 70,93%, namun masih berada di bawah ambang batas klinis, sehingga aplikasinya dalam praktik nyata masih terbatas.

Meskipun berbagai studi telah menunjukkan efektivitas AI dalam diagnosis kanker prostat, terdapat beberapa keterbatasan yang perlu diperhatikan, antara lain:

1. Jumlah parameter *input* yang terbatas sehingga belum mewakili kompleksitas kondisi klinis pasien secara menyeluruh.
2. Keluaran sistem yang bersifat kategorikal, seperti "berisiko" atau "tidak berisiko", yang kurang adaptif dalam menangani kasus *borderline*.
3. Minimnya evaluasi terhadap efisiensi waktu proses, padahal faktor ini sangat penting untuk implementasi sistem di lingkungan klinis.
4. Keterbatasan interpretabilitas, terutama pada sistem yang berbasis model "black box" seperti *deep learning*, yang dapat menyulitkan tenaga medis dalam memahami alasan di balik hasil prediksi.

Penelitian ini bertujuan untuk mengatasi berbagai keterbatasan tersebut dengan mengembangkan sistem pakar medis berbasis logika *fuzzy* Mamdani, menggunakan empat parameter klinis yang telah divalidasi dalam praktik urologi, yaitu usia, PSA, PV, dan %fPSA. Sistem ini dirancang untuk menghasilkan keluaran berupa nilai risiko dalam bentuk persentase PCR, sehingga dapat diinterpretasikan secara kuantitatif dan digunakan sebagai dasar pengambilan keputusan klinis lanjutan.

Selain itu, penelitian ini juga membandingkan kinerja beberapa algoritma ML pada dataset yang sama, tidak hanya dari sisi akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas, tetapi juga dari aspek efisiensi waktu eksekusi. Pendekatan ini diharapkan memberikan kontribusi dalam pemilihan metode prediktif yang optimal untuk sistem pemeriksaan kanker prostat yang cerdas, cepat, dan dapat diandalkan.

BAB III. METODOLOGI PENELITIAN

Untuk mencapai tujuan penelitian, tahapan-tahapan penelitian disusun secara sistematis sebagai acuan dalam pelaksanaannya. Pada bab ini dijelaskan alur metodologis yang meliputi penyiapan data, pengembangan model, serta perbandingan performa beberapa algoritma klasifikasi.

3.1 Desain dan Tahapan Penelitian

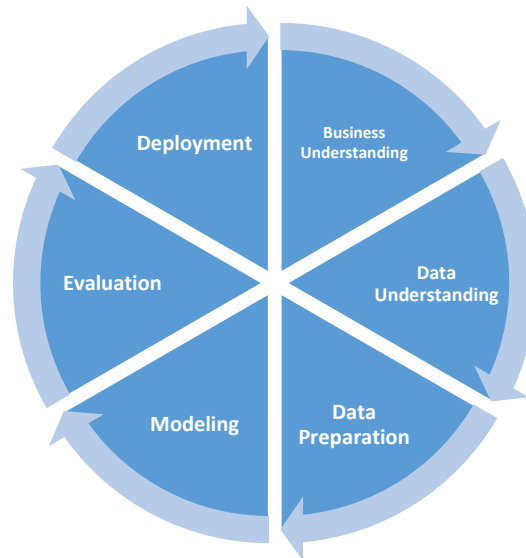
Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif eksperimental yang dikombinasikan dengan studi literatur sistematis. Tujuan utama dari pendekatan ini adalah untuk mengembangkan dan menguji sistem pakar berbasis *fuzzy*, serta membandingkannya dengan berbagai metode kecerdasan buatan dalam mendeteksi risiko kanker prostat.

Desain penelitian mencakup perancangan sistem *fuzzy* menggunakan metode inferensi Mamdani, pengujian sistem terhadap data klinis, serta perbandingan hasilnya dengan algoritma pembelajaran mesin populer, seperti SVM, k-NN, *Random Forest*, dan *Naïve Bayes*. Evaluasi performa dilakukan dengan mengukur beberapa metrik kinerja, yaitu akurasi, sensitivitas, spesifisitas, dan efisiensi waktu pemrosesan.

Untuk memperkuat validitas pendekatan, dilakukan pula studi literatur sistematis dan bibliometrik guna mengidentifikasi tren dan kesenjangan riset dalam penerapan kecerdasan buatan untuk diagnosis kanker prostat. Hasil dari studi literatur ini digunakan sebagai dasar dalam pemilihan parameter sistem *fuzzy* dan penentuan variabel *input* yang relevan secara klinis.

Penelitian ini mengikuti alur kerja *Cross-Industry Standard Process for Data Mining* (CRISP-DM), yang terdiri dari enam tahap utama: *Business Understanding*, *Data Understanding*, *Data Preparation*, *Modeling*, *Evaluation*, dan *Deployment*.

Namun, dalam penelitian ini, proses hanya dilakukan hingga tahap Evaluation. Adapun uraian tahapan tersebut dijelaskan sebagai berikut:



Gambar 3.1 Tahapan Penelitian

1. **Business Understanding.** Tahapan ini bertujuan untuk memahami tujuan bisnis dan menerjemahkannya ke dalam tujuan *data mining*. Dalam penelitian ini, pemahaman diarahkan pada upaya memprediksi risiko kanker prostat dengan tujuan utama meminimalkan kesalahan diagnosis, mempercepat pengambilan keputusan medis, serta mengestimasi tingkat keparahan pasien berdasarkan data klinis, seperti nilai PSA, hasil biopsi, dan hasil MRI.
2. **Data Understanding.** Pada tahap ini dilakukan pengumpulan dan eksplorasi awal terhadap data yang relevan. Data dikumpulkan dari sumber *online* maupun *offline*, termasuk dari rumah sakit di Bandar Lampung, serta dataset publik seperti *Open Psychometrics* melalui Kaggle. Data yang digunakan meliputi informasi klinis pasien, hasil laboratorium (tingkat PSA), hasil biopsi, dan citra medis (MRI). Pengumpulan data dilakukan melalui studi literatur terhadap jurnal dan buku yang relevan, terutama yang berkaitan dengan AI, ML, *data mining*, seleksi fitur, dan algoritma seperti *Naïve Bayes*, SVM, *Decision Tree*, *Random Forest*, dan k-NN.
3. **Data Preparation**
Tahapan ini melibatkan pengolahan awal terhadap data agar siap digunakan dalam proses pemodelan. Dataset disimpan dalam format .csv atau .arff dan

diolah menggunakan perangkat lunak WEKA. Tampilan dataset yang digunakan dapat dilihat pada Tabel 3.1.

Tabel 3.1 Tampilan dataset kanker prostat

	diagnosis_result	radius	texture	perimeter	area	smoothness	compactness	symmetry	fractal_dimension
id									
1	M	23	12	151	954	0.143	0.278	0.242	0.079
2	B	9	13	133	1326	0.143	0.079	0.181	0.057
3	M	21	27	130	1203	0.125	0.160	0.207	0.060
4	M	14	16	78	386	0.070	0.284	0.260	0.097
5	M	9	19	135	1297	0.141	0.133	0.181	0.059
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
96	M	23	16	132	1264	0.091	0.131	0.210	0.056
97	B	22	14	78	451	0.105	0.071	0.190	0.066
98	B	19	27	62	295	0.102	0.053	0.135	0.069
99	B	21	24	74	413	0.090	0.075	0.162	0.066
100	M	16	27	94	643	0.098	0.114	0.188	0.064

100 rows × 9 columns

Proses ini mencakup:

- Penanganan data kosong (jika ada) melalui teknik imputasi atau eliminasi.

Dataset yang dikumpulkan memiliki jumlah *record* sebanyak 100, dengan tidak ada data yang hilang (semua kolom memiliki 100 *non-null values*). Namun, jika ada data yang hilang pada *dataset* lain, langkah seperti imputation atau penghapusan baris/kolom yang hilang perlu dilakukan.

- Encoding* nilai kategorikal.

Kolom *diagnosis result* memiliki nilai kategorikal, "M" dan "B", yang mewakili "Malignant" (ganas) dan "Benign" (jinak). Ini perlu di-*encode* ke dalam bentuk numerik sebelum digunakan dalam model ML yaitu "M" menjadi 1 dan "B" menjadi 0.

- Normalisasi/penskalaan fitur numerik.

Teknik penskalaan menggunakan metode seperti *StandardScaler* (mean 0 dan standar deviasi 1), *MinMaxScaler* (memetakan nilai ke rentang 0-1) untuk menghindari bias akibat skala yang berbeda. Kolom numerik seperti *radius*, *texture*, *perimeter*, *area*, *smoothness*, *compactness*, *symmetry*, dan *fractal dimension*, berada pada skala yang berbeda-beda (contohnya, radius bernilai 23 sementara *smoothness* hanya 0.143).

d. Pemisahan fitur dan label.

Kolom *diagnosis_result* akan menjadi target (label) yang ingin diprediksi, sedangkan kolom lainnya akan menjadi fitur (*input*) untuk model. Setelah *preprocessing* selesai, *dataset* perlu dipisahkan menjadi data latih (*training set*) dan data uji (*testing set*), misalnya menggunakan fungsi *train test split* dari *Scikit-learn*. Rasio umum adalah 70:30 atau 80:20 antara data latih dan uji.

e. Seleksi fitur.

Untuk meningkatkan performa model, beberapa fitur yang kurang relevan dapat dihilangkan melalui analisis korelasi dan nilai informasi (*information gain* dan *gain ratio*) dengan ambang batas $> 0,05$, kemudian data diseleksi agar dapat digunakan dalam proses pemodelan.

Ciri khas data yang digunakan dalam penelitian ini meliputi:

- Rentang usia 40–75 tahun.
- Kategori TNM dibagi menjadi rendah (T1a/T1c), sedang (T1b/T2a), tinggi (T2b/T3a/T3b), dan sangat tinggi (T4).
- Gleason score dibagi menjadi rendah (<6), sedang ($6/3+4$), tinggi ($>4+3$), dan sangat tinggi (>8).
- PSA diklasifikasikan menjadi rendah (<10), sedang (>10), tinggi (<20), dan sangat tinggi (>20).
- Risiko kanker prostat ditentukan berdasarkan kombinasi ketiga parameter di atas.

Dari proses penyiapan data tersebut dan dari proses seleksi, terkumpul data sejumlah 100 data yang terdiri dari 7 fitur. Deskripsi fitur yang terdapat pada dataset dapat dilihat pada Tabel 3.2.

Tabel 3.2. Deskripsi fitur

Fitur	Deskripsi
Usia (<i>age</i>)	Rentang usia 40 – 75 tahun
T (tumor)	Besaran ukuran tumor yang ada dan di mana lokasi tumornya.

Fitur	Deskripsi
N (node/kelenjar getah bening)	Tingkat penyebaran tumor ke kelenjar getah bening dan seberapa luas penyebarannya.
M (metastasis)	Tingkat penyebaran sel kanker keluar kelenjar prostat atau ke bagian tubuh lainnya serta seberapa banyak penyebarannya.
Gleason	Besaran kemungkinan kanker tumbuh dan menyebar dengan cepat dan bentuk pengobatannya.
PSA (<i>Prostate-specific antigen</i>)	Protein yang dibuat oleh sel-sel di kelenjar prostat, baik sel normal maupun sel kanker. Semakin tinggi tingkat PSA yang dimiliki, kemungkinan menderita kanker prostat semakin besar.
Risiko kanker prostat	Label kelas “Negative” dan “Positive”

4. *Modelling*

Tahapan ini mencakup pemilihan dan penerapan beberapa teknik klasifikasi, yaitu *Random Forest*, SVM, J48, *AdaBoost*, dan Naïve Bayes. Untuk meningkatkan performa model, dilakukan seleksi fitur berbasis metrik akurasi dan AUC. Fitur dengan nilai informasi $> 0,05$ dipertahankan, sementara yang kurang dari itu dieliminasi. Pemodelan dilakukan dengan tujuan menghindari *overfitting*, meningkatkan kecepatan proses, dan memastikan efisiensi sistem klasifikasi.

5. *Evaluation*

Evaluasi dilakukan untuk menilai performa setiap model berdasarkan akurasi, sensitivitas, spesifisitas, dan efisiensi waktu. *Confusion matrix* digunakan sebagai alat utama untuk mengevaluasi klasifikasi yang dihasilkan. *Confusion matrix* ditunjukkan pada Tabel 3.3.

Tabel 3.3. *Confusion matrix*

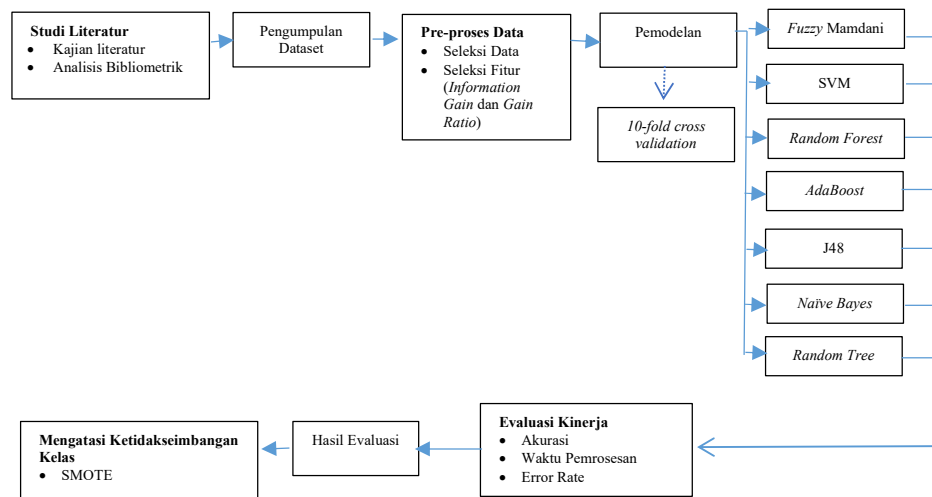
		Prediksi	
		Positif	Negatif
Aktual	Positif	TP	FN
	Negatif	FP	TN

Matriks ini mencakup:

- a. TP (*True Positive*), kasus positif yang diprediksi benar.
- b. FN (*False Negative*), kasus positif yang diprediksi negatif.
- c. FP (*False Positive*), kasus negatif yang diprediksi positif.
- d. TN (*True Negative*), kasus negatif yang diprediksi benar.

Penelitian ini dilaksanakan selama periode Januari 2021 hingga Mei 2025, yang mencakup studi literatur, ekstraksi dan praproses data, pengembangan sistem *fuzzy*, pengujian algoritma ML, serta evaluasi performa sistem.

3.2 Diagram Alir Penelitian



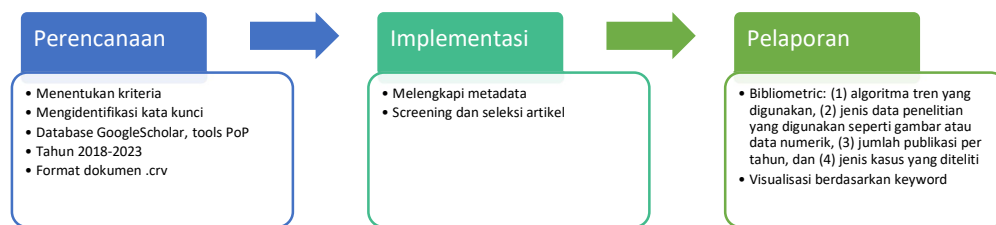
Gambar 3.2 Diagram alir penelitian

3.2.1. Diagram Alir Penelitian Studi *Literature Review*

Tahapan dalam studi literatur ini memberikan kerangka kerja umum untuk menelaah penerapan kecerdasan buatan dalam diagnosis kanker prostat. Penelitian ini menggunakan metode *Systematic Literature Review* (SLR) yang bertujuan untuk mengumpulkan seluruh penelitian relevan terkait topik tertentu, mengevaluasinya secara kritis, serta merumuskan temuan-temuan yang telah dianalisis secara sistematis (Sekhoacha et al., 2022).

Pendekatan SLR telah banyak digunakan dalam berbagai bidang penelitian, antara lain dalam bidang kesehatan (Gibson et al., 2024; Mehta et al., 2020; Shatte et al., 2019), kecerdasan buatan (Pinto-Coelho, 2023; Ström et al., 2020), pembelajaran mesin (Abdillah et al., 2024; Nayan et al., 2022; Sihotang et al., 2023), pertanian (Mursiti et al., 2024; Singh & Kaur, 2022), serta keuangan dan perbankan (Nalić et al., 2020; Saura et al., 2019) dan bidang lainnya.

LR dalam penelitian ini dilaksanakan melalui tiga tahapan utama, yaitu: perencanaan, implementasi, dan pelaporan. Diagram alir proses SLR disajikan pada Gambar 3.3.



Gambar 3.3 Diagram alir proses SLR

1. Perencanaan

Langkah awal adalah mengidentifikasi kebutuhan pelaksanaan SLR, termasuk merumuskan tujuan penelitian, menetapkan kriteria inklusi dan eksklusi, serta menyusun daftar kata kunci untuk pencarian artikel ilmiah.

Sebelum menerapkan SLR, perlu mengevaluasi justifikasi metodologis untuk memastikan bahwa pendekatan ini relevan dalam menjawab rumusan masalah penelitian. Jika telah ada SLR terdahulu pada topik yang sama, penting untuk menyelidiki berbagai metode kecerdasan buatan yang digunakan dalam diagnosis kanker prostat. Kriteria seleksi artikel ditampilkan dalam Tabel 3.4.

Tabel 3.4. Kriteria artikel pada proses *literature review*

No	Kriteria Inklusi	Pengecualian
1	Artikel merupakan penelitian yang dilakukan di Indonesia, diterbitkan dalam 8 tahun terakhir (2015–2022).	Artikel tidak membahas aplikasi metode kecerdasan buatan untuk kanker prostat

2	Artikel membahas penerapan AI dalam diagnosis, klasifikasi, prediksi, atau pengobatan kanker prostat.	Artikel bersifat teoritis atau instruksional tanpa penerapan nyata.
3	Artikel menyajikan data lengkap dan diakses secara penuh (<i>full text</i>).	Artikel hanya tersedia dalam bentuk abstrak atau tidak tersedia <i>full text</i> .

2. Implementasi

Tahapan ini mencakup proses pencarian literatur ilmiah, seleksi artikel, ekstraksi data, dan sintesis temuan. Artikel dicari dari basis data elektronik yang relevan, seperti PubMed, ScienceDirect, SpringerLink, IEEE Xplore, dan Google Scholar. Kata kunci pencarian:

"prostate cancer" AND "artificial intelligence" OR "fuzzy system" OR "machine learning" AND "diagnosis" OR "prediction".

Seleksi dilakukan berdasarkan judul, abstrak, dan isi artikel sesuai dengan kriteria inklusi dan eksklusi. Proses ini mengikuti alur PRISMA, sebagaimana ditampilkan pada Tabel 3.5.

Tabel 3.5 PRISMA *flow diagram* – Seleksi artikel pada SLR

Tahapan Seleksi	Jumlah Artikel	Keterangan
Artikel teridentifikasi melalui basis data elektronik	285 artikel	PubMed, ScienceDirect, SpringerLink, IEEE Xplore, Google Scholar
Duplikasi yang dihapus	57 artikel	Artikel ganda dari berbagai basis data
Artikel yang tersisa untuk disaring	228 artikel	Disaring berdasarkan judul dan abstrak
Artikel yang dieliminasi pada tahap penyaringan	153 artikel	Tidak relevan/topik tidak sesuai
Artikel yang diperiksa secara penuh	38 artikel	Kurang dari 3 parameter, metode tidak spesifik, atau tidak tersedia full text
Artikel yang dimasukkan dalam SLR	37 artikel	Digunakan dalam analisis akhir dan sintesis temuan

Ringkasan artikel yang termasuk dalam tinjauan sistematis dapat dilihat pada Tabel 3.6.

Tabel 3.6 Ringkasan artikel yang diikutsertakan dalam tinjauan sistematis

No	Penulis dan Tahun	Kasus	Metode	Tipe Data
1	W. Bulten <i>et al.</i> , 2022 (Bulten et al., 2022)	<i>Diagnosis</i>	<i>Deep learning</i>	<i>Numeric</i>
2	E. Faiella <i>et al.</i> , 2022 (Faiella et al., 2022)	<i>Diagnosis</i>	<i>Quantib Software</i>	<i>Image</i>
3	S. Tyagi <i>et al.</i> , 2022 (Tyagi et al., 2022)	<i>Treatment</i>	<i>Convolution Neural Network</i>	<i>Numeric</i>
4	O. S. Tătaru <i>et al.</i> , 2021 (Tătaru et al., 2021)	<i>Prediction</i>	<i>Machine Learning</i>	<i>Image</i>
5	E. ERDEM and F. BOZKURT, 2021 (ERDEM & BOZKURT, 2021)	<i>Prediction</i>	<i>K-nearest Neighbor, Support Cector Machines, Random Forest, Logistic Regression, Linear Regression, Naive Bayes, Linear Discrimination Analysis, Linear Classification, Multi-layer Perceptron and Deep Neural Network</i>	<i>Numeric</i>
6	K. Kartasalo <i>et al.</i> , 2021 (Kartasalo et al., 2021)	<i>Diagnosis</i>	<i>Artificial Intelligent</i>	<i>Image</i>
7	Tom Syer <i>et al.</i> , 2021 [39]	<i>Diagnosis</i>	<i>Convolutional Neural Network, Machine Learning</i>	<i>Image</i>
8	L. M. da Silva <i>et al.</i> , 2021 (da Silva, Pereira, Salles, Godrich, Ceballos, Kunz, Casson, Viret, Chandarlapaty, Ferreira, Ferrari, et al., 2021)	<i>Detection</i>	<i>Deep learning; Machine Learning</i>	<i>Image</i>
9	B. Turkbey and M. A. Haider, 2022 (Turkbey & Haider, 2022)	<i>Diagnosis</i>	<i>Deep Learning, Machine Learning</i>	<i>Image</i>
10	Z. Liu, C. Yang, J. Huang, S. Liu, Y. Zhuo, and X. Lu,	<i>Diagnosis</i>	<i>Deep Learning, S-Mask R- CNN</i>	<i>Image</i>

No	Penulis dan Tahun	Kasus	Metode		Tipe Data
	2021 (Liu et al., 2021)				
11	E. Wulczyn <i>et al.</i> , 2021 (Wulczyn et al., 2021)	<i>Prediction</i>	<i>Artificial Intelligent</i>		<i>Numeric</i>
12	W. Huang <i>et al.</i> , 2021 (W. Huang et al., 2021)	<i>Diagnosis</i>	<i>Artificial Intelligent</i>		<i>Numeric</i>
13	D. Corradini <i>et al.</i> , 2021 (Corradini et al., 2021)	<i>Diagnosis</i>	<i>Artificial Algorithms</i>	<i>Intelligent</i>	<i>Image</i>
14	R. Suarez-Ibarrola <i>et al.</i> , 2022 (Suarez-Ibarrola et al., 2022)	<i>Diagnosis</i>	<i>Artificial Algorithms</i>	<i>Intelligent</i>	<i>Image</i>
15	M. D. Greer <i>et al.</i> , 2019 (Greer et al., 2019)	<i>Detection</i>	<i>3-T Multiparametric MRI, PIRADSv2</i>		<i>Numeric</i>
16	Krishna., 2017 (Krishna, 2017)	<i>Detection</i>	<i>Machine learning,</i>		<i>Image</i>
17	R. R. Wildeboer, R. J. G. van Sloun, H. Wijkstra, and M. Misch, 2020 (Wildeboer et al., 2020)	<i>Classification</i>	<i>Deep Learning, Computer-Aided Diagnostic (CAD)</i>		<i>Image</i>
18	P. Raciti <i>et al.</i> , 2020 (Raciti et al., 2020)	<i>Detection</i>	<i>Machine Algorithms,</i>	<i>Learning Whole Slide Images (WSIs)</i>	<i>Image</i>
19	M. S. Kudo <i>et al.</i> , 2021 (Kudo et al., 2021)	<i>Classification</i>	<i>Convolutional network,</i>	<i>Neural Classification</i>	<i>Image</i>
20	B. Mohammed Ismail, M. Alam, M. Tahernezahdi, H. K. Vege, and P. Rajesh, 2020 (Mohammed Ismail et al., 2020)	<i>Classification</i>	<i>Machine Algorithms,</i>	<i>Learning Modified Logistic Regression (MLR) Classification Technique,</i>	<i>Numeric</i>
21	K. Nagpal et al., 2020 (Nagpal et al., 2020)	<i>Classification</i>	<i>Deep Learning System (DLS), Convolutional Neural Network,</i>		<i>Image</i>
22	L. Duran-Lopez, J. P. Dominguez-Morales, A. F. Conde-Martin, S. Vicente-Diaz, and A. Linares-Barranco, 2020 (Duran-Lopez et al., 2020)	<i>Diagnosis</i>	<i>Convolutional Network,</i>	<i>Neural Binary Classification</i>	<i>Image</i>

No	Penulis dan Tahun	Kasus	Metode	Tipe Data
23	W. Bulten et al., 2020 (Bulten et al., 2020)	<i>Detection</i>	<i>Deep Learning System</i>	<i>Numeric</i>
24	S. S. Udoh, U. A. Umoh, M. E. Umoh, M. E. Udo, & Mfon, and E. Udo, 2019 (Udoh et al., 2019)	<i>Diagnosis</i>	<i>Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) Facilitated Symptoms Analysis, Classification</i>	<i>Numeric</i>
25	P. Ström et al., 2020 (Ström et al., 2020)	<i>Diagnosis</i>	<i>Deep Neural Networks</i>	<i>Image</i>
26	U. Sahrin, S. N. H. Sheikh Abdullah, K. Omar, A. Adam, and S. Sharis, 2019 (Sahrin et al., 2019)	<i>Klasifikasi</i>	<i>Random Forest, Logistic Regression Classification</i>	<i>Image</i>
27	R. Cuocolo et al., 2019 (Cuocolo et al., 2019)	<i>Klasifikasi</i>	<i>Machine Learning, Classical Rule-Based Algorithms, Characteristic of Deep Learning, Human Neural Networks</i>	<i>Image</i>
28	R. Alkadi, F. Taher, A. El-baz, and N. Werghi, 2019 (Alkadi et al., 2019)	<i>Detection</i>	<i>Deep Learning-Based CAD, Semantic Segmentation Methods, Fully Convolutional Networks (FCN), 2D Multi-Channel Approach</i>	<i>Image</i>
29	G. Nir et al., 2019 (Nir et al., 2019)	<i>Klasifikasi</i>	<i>Deep Learning, Convolutional Neural Networks</i>	<i>Image</i>
30	S. A. Harmon, S. Tuncer, T. Sanford, P. L. Choyke, and B. Türkbey, 2019 (Harmon et al., 2019)	<i>Detection</i>	<i>Machine Learning</i>	<i>Image</i>
31	J. Mahanta and S. Panda, 2020 (Mahanta & Panda, 2020)	<i>Prediction</i>	<i>Mamdani Fuzzy</i>	<i>Numeric</i>
32	V. G. Nikitaev et al., 2018 (Nikitaev et al., 2018)	<i>Prediction</i>	<i>QT Environment for C++</i>	<i>Image</i>
33	M. Z. Nezhad, N. Sadati, K. Yang, and D. Zhu, 2019 (Nezhad et al., 2019)	<i>Treatment</i>	<i>Deep Learning</i>	<i>Numeric</i>

No	Penulis dan Tahun	Kasus	Metode	Tipe Data
34	F. Haupt <i>et al.</i> , 2017 (Haupt et al., 2017)	<i>Prediction</i>	<i>Artificial Neural Network-based Expert System EXINIbone</i>	<i>Numeric</i>
35	I. A. OZKAN, I. SARITAS, and U. SERT, 2015 (OZKAN et al., 2015)	<i>Prediction</i>	<i>Type-2 Fuzzy Logic</i>	<i>Numeric</i>
36	G. Cosma, G. Acampora, D. Brown, R. C. Rees, M. Khan, and A. G. Pockley, 2016 (Cosma et al., 2016)	<i>Prediction</i>	<i>Neuro-Fuzzy Model</i>	<i>Numeric</i>
37	S. Kar and D. D. Majumder, 2017 (Kar & Majumder, 2017)	<i>Diagnosis</i>	<i>Neuro Fuzzy Classification System</i>	<i>Image</i>

3. Pelaporan dan Analisis Artikel

Setelah artikel diseleksi, dilakukan analisis isi berdasarkan empat aspek utama:

(1) algoritma yang digunakan; (2) jenis data (*image/numeric*); (3) jumlah publikasi per tahun, dan (4) jenis kasus penelitian (*diagnosis, prediksi, klasifikasi, atau pengobatan*). Aspek tersebut dirangkum dalam Tabel 3.7.

Tabel 3.7 Aspek dan kategori dalam analisis konten

Aspek	Kategori	
(A) Algoritma	<i>A.1 - Deep learning</i>	<i>A.7 - Random Forest</i>
	<i>A.2 - Machine Learning</i>	<i>A.8 - QT environment</i>
	<i>A.3 - Fuzzy Logic</i>	<i>A.9 - Fully convolutional networks (FCN)</i>
	<i>A.4 - Convolutional Neural-Network (CNN)</i>	<i>A.10 - Human Neural Networks (HNN)</i>
	<i>A.5 - Support Vector Machines (SVM)</i>	<i>A.11 - Logistic Regression</i>
	<i>A.6 - Artificial Neural Networks (ANN)</i>	<i>A.12 - Deep Neural Networks (DNN)</i>
(B) Tipe Data	<i>B.1 - Image</i>	<i>B.2 - Numeric</i>
(C) Tahun Publikasi	<i>C.1 - 2015</i>	<i>C.5 - 2019</i>
	<i>C.2 - 2016</i>	<i>C.6 - 2020</i>
	<i>C.3 - 2017</i>	<i>C.7 - 2021</i>
	<i>C.4 - 2018</i>	<i>C.8 - 2022</i>
(D) Studi/kasus	<i>D.1 - Diagnosis</i>	<i>D.4 - Prediction</i>
	<i>D.2 - Classification</i>	<i>D.5 - Detection</i>
	<i>D.3 - Treatment</i>	

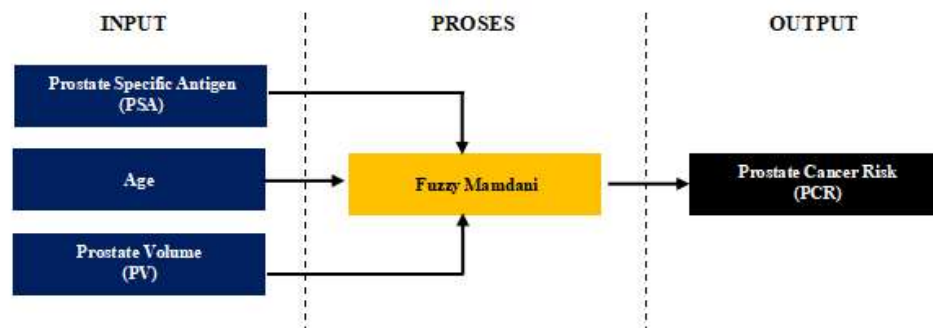
Laporan ini menyajikan ringkasan kontribusi utama dari masing-masing studi serta mengidentifikasi kesenjangan penelitian (*research gap*) yang dapat dijadikan dasar untuk pengembangan sistem prediksi kanker prostat yang lebih efektif dan efisien, khususnya dalam integrasi data numerik dan citra, serta evaluasi waktu eksekusi sistem.

3.3 Diagram Alir Penelitian Pemodelan Sistem Pakar Berbasis *Fuzzy Logic* menggunakan Metode Mamdani

Desain penelitian menggambarkan alur pemodelan sistem pakar berbasis *fuzzy logic* menggunakan metode Mamdani untuk mendeteksi risiko kanker prostat. Model ini terdiri atas tiga komponen utama, yaitu *input*, proses, dan *output*. Pada tahap *input*, sistem menerima tiga parameter klinis utama yang relevan dalam diagnosis kanker prostat, yaitu kadar PSA, usia pasien, dan PV. Ketiga parameter ini kemudian diproses menggunakan logika *fuzzy* dengan pendekatan inferensi Mamdani.

Proses inferensi *fuzzy* Mamdani bertugas mengubah nilai-nilai kuantitatif dari *input* menjadi representasi linguistik, kemudian menerapkannya pada basis aturan *fuzzy* untuk menghasilkan keputusan yang bersifat gradual. Hasil dari proses ini berupa nilai risiko kanker prostat atau PCR, yang menjadi *output* dari sistem.

Dengan pendekatan ini, sistem mampu memberikan penilaian risiko yang lebih fleksibel dan menyerupai cara berpikir pakar medis dalam menghadapi ketidakpastian data klinis pasien. Desain penelitian prediksi risiko kanker prostat dapat dilihat pada Gambar 3.4.



Gambar 3.4 Desain penelitian

1. Objek, Variabel, Populasi, dan Sampel Penelitian

Penelitian ini menggunakan fungsi *fuzzy* metode mamdani dengan objek penelitian yang digunakan adalah pasien prostat pria. Variabel indepen yang digunakan dalam penelitian adalah usia, PSA, dan PV. Variabel dependen adalah persentase PCR. Metode pengumpulan data dilakukan dengan menggunakan database pasien prostat, dengan populasi sebanyak 5 orang pasien pria.

2. Logika Fuzzy

Sebagai salah satu komponen pembentuk *soft computing*, teori himpunan *fuzzy* pertama kali diperkenalkan oleh Lotfi A. Zadeh pada tahun 1965. Teori ini menjadi dasar bagi pengembangan logika *fuzzy*, dimana nilai keanggotaan (*membership value*) menjadi ciri utama dalam proses penalarannya (Kusumadewi & Purnomo, 2010). Logika *fuzzy* memperkenalkan tingkat kebenaran yang bersifat kontinu tidak lagi terbatas pada nilai biner hitam (0) atau putih (1), melainkan mencakup spektrum nilai abu-abu di antaranya.

Dalam sistem himpunan klasik (*crisp set*), setiap elemen didefinisikan secara tegas: jika suatu elemen $a \in A$, maka a bernilai 1, dan jika $a \notin A$, maka a bernilai 0. Notasi $A = \{ (x|P_x) \}$ menunjukkan bahwa A berisi elemen x dengan sifat P adalah benar. $P(x)$ dapat dikatakan benar jika dan hanya jika $XA(x) = 1$ dengan asumsi XA merupakan fungsi karakteristik A dengan sifat P (Yan, Ryan, & Power, 1994). Perluasan fungsi karakteristik inilah yang melahirkan konsep himpunan *fuzzy*, di mana nilai keanggotaan berada dalam rentang bilangan real antara 0 dan 1. Artinya, suatu pernyataan tidak hanya dinilai sepenuhnya benar (1) atau salah (0), melainkan dapat memiliki nilai kebenaran parsial (PERSI, Saritas, Allahverdi, & Sert, 2003). Dalam arti lain, logika *fuzzy* memungkinkan penalaran yang lebih fleksibel dan menyerupai cara berpikir manusia (Jang, Sun, & Mizutani, 1997).

Penerapan logika *fuzzy* dan *neuro-fuzzy* dalam bidang kesehatan telah banyak dilakukan. Misalnya, Benecchi (2006) mengembangkan sistem diagnosis kanker prostat berbasis *neuro-fuzzy* untuk meningkatkan akurasi penilaian kadar total PSA (tPSA) sebagai indikator kanker prostat, dengan mempertimbangkan data

serum seperti tPSA, %fPSA, dan data klinis berupa usia pasien. Studi lain oleh Michael dan Olayinka (2018) mengembangkan model prediksi gagal ginjal dan penyakit ginjal kronis menggunakan sistem *fuzzy*. Model tersebut memanfaatkan empat parameter klinis hasil uji darah urea, izin urea, klirens kreatinin, dan estimasi laju filtrasi glomerulus (*estimated Glomerular Filtration Rate/eGFR*)—yang diolah menggunakan perangkat lunak MATLAB.

3. Metode Mamdani

Sistem inferensi *fuzzy* yang digunakan dalam penelitian ini adalah metode Mamdani. Metode Mamdani, atau dikenal juga sebagai metode *max-min*, pertama kali diperkenalkan oleh Ebrahim Mamdani pada tahun 1975 dalam upayanya untuk mengontrol sistem uap mesin menggunakan aturan linguistik berbasis *fuzzy* (Kusumadewi & Purnomo, 2010). Metode ini banyak digunakan karena lebih mudah dipahami dan menyerupai cara berpikir manusia dalam pengambilan keputusan berbasis logika linguistik.

Proses inferensi *fuzzy* Mamdani terdiri dari empat tahapan utama untuk menghasilkan *output*:

- a. Fuzzifikasi. Tahap ini mengubah *input* numerik (*crisp*) menjadi nilai *fuzzy* dengan menggunakan fungsi keanggotaan yang sesuai.
- b. Aplikasi fungsi implikasi (aturan *IF-THEN*). Di tahap ini, aturan *fuzzy* diterapkan untuk menentukan tingkat aktivasi dari masing-masing aturan berdasarkan *input fuzzy*.
- c. Komposisi aturan (agregasi). Hasil dari setiap aturan digabungkan menggunakan operator logika *fuzzy*, biasanya operator *max* untuk *OR* dan *min* untuk *AND*.
- d. Defuzzifikasi. Tahap akhir ini mengubah *output fuzzy* menjadi nilai *crisp*. Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah *centroid* atau *center of gravity*, yang menghitung rata-rata berbobot dari area di bawah kurva fungsi keanggotaan *output*.

Metode Mamdani sangat sesuai untuk aplikasi yang memerlukan interpretasi linguistik dan interaksi manusia, seperti sistem pakar di bidang kesehatan. Representasi linguistik seperti "tinggi", "sedang", atau "rendah" pada variabel *input* dan *output* memberikan transparansi dalam proses pengambilan keputusan, sehingga mudah dipahami oleh pengguna *non-teknis* seperti dokter atau tenaga medis.

Sebagai perbandingan, metode Sugeno memiliki struktur yang lebih cocok untuk pemodelan matematis dan sistem kontrol, karena *output*-nya berbentuk fungsi linear atau konstan, bukan himpunan *fuzzy*. Metode Sugeno cenderung lebih efisien secara komputasional dan mudah untuk diintegrasikan dengan algoritma pembelajaran mesin, tetapi kurang intuitif dalam interpretasi linguistik dibandingkan Mamdani.

Dengan mempertimbangkan kebutuhan sistem prediksi risiko kanker prostat yang tidak hanya membutuhkan akurasi, tetapi juga interpretabilitas oleh tenaga medis, metode Mamdani menjadi pilihan yang tepat untuk digunakan dalam penelitian ini.

4. Kanker Prostat

Kanker prostat adalah penyebab kematian akibat kanker paling umum kedua di antara pria di sebagian negara industri. Faktor penyebab kanker prostat seperti riwayat kanker keluarga, usia, latar belakang etnis, dan tingkat PSA dalam darah (Catalona, et al., 1998). Metode yang sangat penting untuk memprediksi awal bagi pasien adalah tingkat PSA dalam darah (Egawa, et al., 1996). PSA merupakan *glikoprotein* yang diproduksi oleh sel *epitel* prostat (Cangh, et al., 1996). Produksi PSA meningkat pada pria dengan kanker prostat dan lebih banyak PSA dilepaskan ke dalam serum akibat terganggunya hambatan jaringan antara lumen kelenjar prostat dan pembuluh kapiler maka akan mengakibatkan level PSA meningkat (Hoffman, 2020). PSA banyak digunakan dalam diagnosis, perencanaan pengobatan proses tindak lanjut pasca pengobatan kanker prostat. PSA memiliki karakter organ tertentu, bukan penyakit karena adanya sel kanker, kadar PSA dapat meningkat pada semua kondisi klinis prostat (Miller, et al., 2007). Serum PSA dapat digunakan untuk memprediksi penyakit kanker prostat

(D'Silva, Dahm, & Wong, 2014). Jika kadar PSA tinggi maka laju pertumbuhan volume prostate lebih cepat (Roehrborn, et al., 2000). Laju pertumbuhan PV rata-rata 0,7 ml/tahun (kadar PSA 0,2-1,3 ng/dl), 2,1 ml/tahun (kadar PSA 1,4-3,2 ng/dl), 3,3 ml/tahun (kadar PSA 3,3-9,9 ng/dl) (Wijanarko, W, Hardjowijoto, & et al, 2003). Selain kadar PSA, usia dan indeks massa tubuh (IBM) menjadi faktor prediktif yang signifikan dari PV. Tingkat perubahan PV menurut usia adalah 0,68 ml/tahun (usia 40-an), 0,84 ml/tahun (usia 50-an), 1,09 ml/tahun (usia 60-an), dan 0,50 ml/tahun (usia ≥ 70 tahun) (Jinsung, et al., 2015).

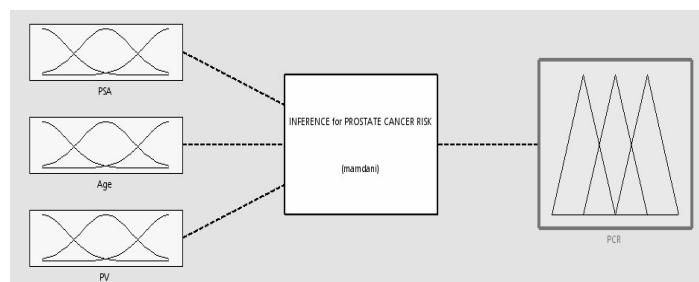
5. Evaluasi

a. Variabel

Model *fuzzy* untuk diagnosis kanker prostat yang dibuat ini digunakan untuk menentukan persentase PCR berdasarkan data PSA, usia, dan PV. Sistem ini memiliki batasan-batasan yaitu perancangan sistem dibuat dengan penalaran *fuzzy* menggunakan metode Mamdani (*input* maupun *output* sistem berupa himpunan *fuzzy*), variabel *input* (PSA, usia, dan PV) dan variabel *output* (PCR), pengaturan secara terpisah untuk kebijakan khusus di luar variabel yang digunakan, dan pembuatan rules dalam basis pengetahuan berdasarkan pandangan para dokter ahli yang terkait dengan bidang ini. Model *fuzzy* dirancang terlihat pada Tabel 3.8 dan Gambar 3.5 berikut.

Tabel 3.8 Variabel *fuzzy*

Masukan/Keluaran	Variabel	Domain
Masukan	<i>Prostate Specific Antigen/PSA (ng/ml)</i>	[0, 9]
	<i>Age (year)</i>	[0, 100]
	<i>Prostate Volume/PV (ml)</i>	[0, 50]
Keluaran	<i>Prostate Cancer Risk/PCR</i>	[0, 3]



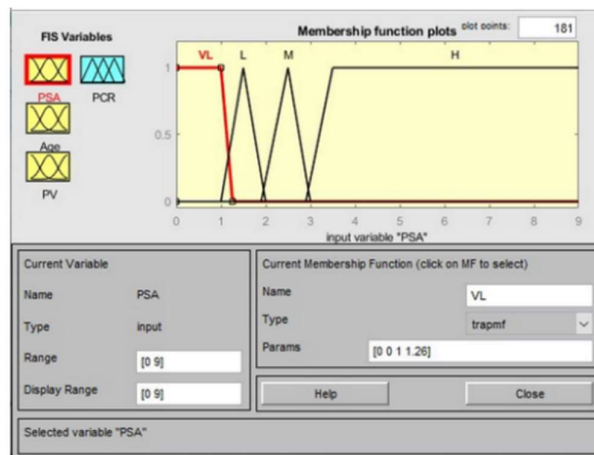
Gambar 3.5 Variabel *input* dan *output*

Himpunan *fuzzy* yang digunakan tiap variabel untuk himpunan *input fuzzy* dan himpunan *output fuzzy* pada tabel berikut.

Tabel 3.9 Himpunan *input fuzzy*

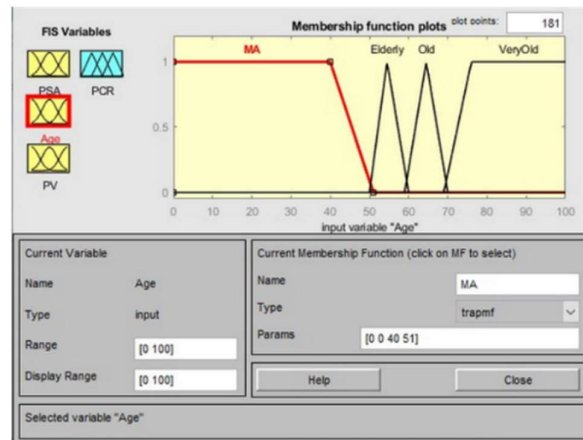
	Variabel <i>Fuzzy</i>	Himpunan <i>Fuzzy</i>	Domain
PSA	<i>Very Low</i>	VL	[0, 1.26]
	<i>Low</i>	L	[1.0, 2]
	<i>Middle</i>	M	[1.9, 3]
	<i>High</i>	H	[2.9, 9]
Age	<i>Middle Age</i>	MA	[0, 51]
	<i>Elderly</i>	E	[50, 60]
	<i>Old</i>	O	[60, 69]
	<i>Very Old</i>	VO	[70, 79]
PV	<i>Small</i>	S	[0, 21]
	<i>Middle</i>	M	[20, 25]
	<i>Big</i>	B	[24, 30]
	<i>Very Big</i>	VB	[29, 50]

PSA. Fungsi keanggotaan segitiga digunakan untuk merepresentasikan variabel PSA pada himpunan *fuzzy* *Very Low*, *Low*, *Middle*, dan *High*, sedangkan fungsi keanggotaan trapesium digunakan pada himpunan *fuzzy* *Very High*.



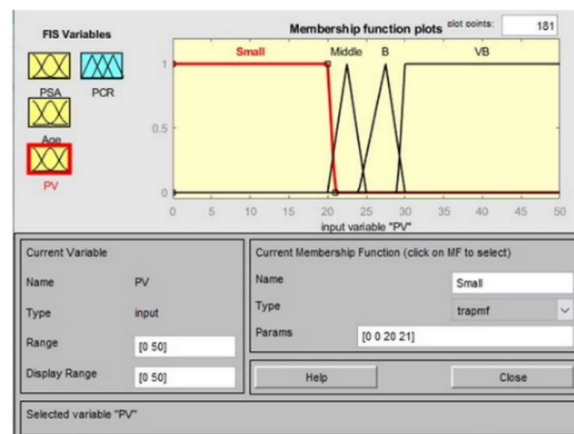
Gambar 3.6 Representasi fungsi keanggotaan untuk variabel “PSA”

Age. Fungsi keanggotaan segitiga digunakan untuk merepresentasikan variabel *age* pada himpunan *fuzzy* *Elderly* dan *Old*, sedangkan fungsi keanggotaan trapesium digunakan pada himpunan *fuzzy* *Middle Age* dan *Very Old*.



Gambar 3.7 Representasi fungsi keanggotaan untuk variabel “Usia”

PV. Fungsi keanggotaan segitiga digunakan untuk merepresentasikan variabel PV pada himpunan *fuzzy Middle* dan *Big*, sedangkan fungsi keanggotaan trapesium digunakan pada himpunan *fuzzy Small* dan *Very Big*.



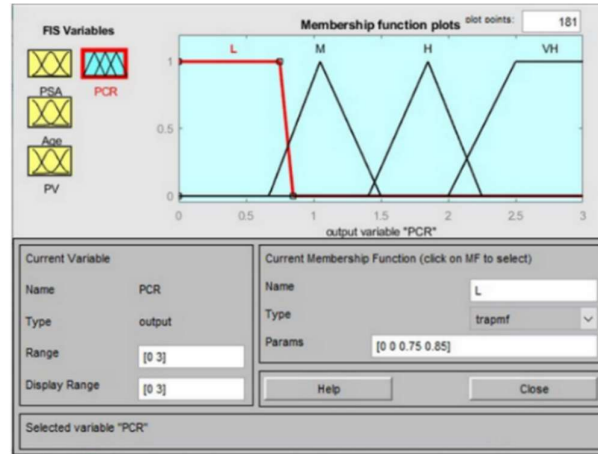
Gambar 3.8 Representasi fungsi keanggotaan untuk variabel “PV”

Keluaran model untuk menampilkan hasil analisis menggunakan *fuzzy mamdani* disesuaikan dengan aturan berikut.

Tabel 3.10 Himpunan *output fuzzy* (Cancer.Net Editorial Board, 2019)

	Variabel Fuzzy	Himpunan Fuzzy	Domain
PCR	Low	VL	[0, 0.85]
	Middle	M	[0.67, 1.5]
	High	H	[1.4, 2.25]
	Very High	VH	[2, 3]

Fungsi keanggotaan segitiga digunakan untuk merepresentasikan variabel PCR pada himpunan fuzzy *Middle*, dan *High*, sedangkan fungsi keanggotaan trapesium digunakan pada himpunan fuzzy *Low* dan *Very High*. Model keluaran disajikan pada Gambar 3.9 berikut.



Gambar 3.9 Representasi fungsi keanggotaan untuk variabel “PCR”

6. Fuzzy Rule

Kemampuan untuk membuat keputusan dari suatu sistem fuzzy tertuang dalam sekumpulan *rules*. Secara umum, *rules* tersebut bersifat intuitif dan berupa pernyataan kualitatif yang ditulis dalam bentuk *if then*, sehingga mudah dimengerti. *Rules* pada sistem fuzzy untuk diagnosis kanker prostat diperoleh dari intuisi, pandangan dari para dokter ahli yang bergerak di bidang penyakit dalam khususnya yang menangani kanker prostat dan berdasarkan literatur. Berdasarkan kombinasi variabel *input* yang ada dapat dibentuk 64 *rules*. Sebagai contoh *rule* dapat dituliskan berikut.

IF PSA = *Low* **AND** age = *Old* **AND** PV = *Big* **THEN** PCR = *High*

7. Inferensi Sistem Fuzzy

Operasi himpunan yang digunakan dalam sistem fuzzy untuk diagnosis kanker prostat adalah **AND** (metode minimum) penggunaan metode minimum pada sistem fuzzy untuk diagnosis kanker prostat dapat didefinisikan $\mu_{PSA \text{ age} \cap PV} = (\mu_{PSA} \cap \mu_{age} \cap \mu_{PV}) = (\mu_{PSA} \mu_{age}, \min \mu_{PV})$.

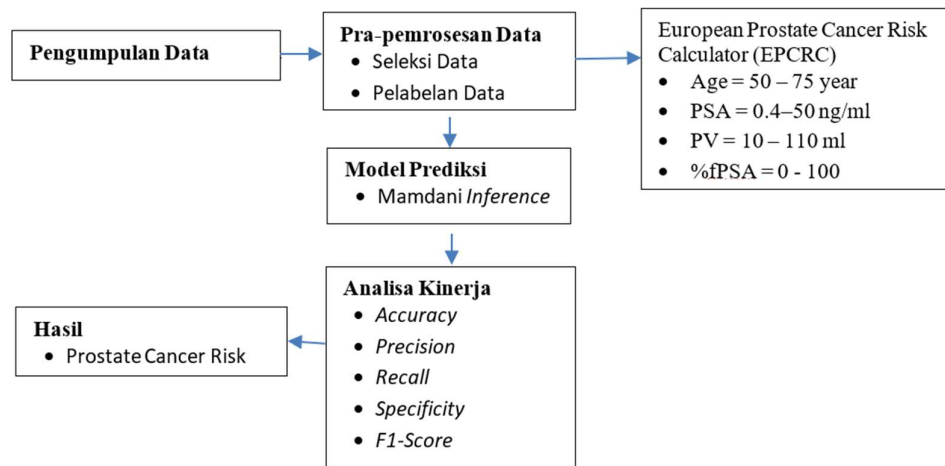
Penggunaan metode *minimum* untuk *Rule 1*, dan *Rule 33* dapat dituliskan sebagai berikut.

$$\alpha 1 = \mu_{VL}(PSA) \wedge \mu_{MA}(age) \wedge \mu_S(PV) = \min(\mu_{VL}(PSA), \mu_{MA}(age), \mu_S(PV))$$

$$\alpha 33 = \mu_L(PSA) \wedge \mu_O(age) \wedge \mu_B(PV) = \min(\mu_L(PSA), \mu_O(age), \mu_B(PV))$$

3.4 Diagram Alir Penelitian Peningkatan Diagnosis Risiko Kanker Prostat Menggunakan Sistem Pakar Medis *Fuzzy* Termodifikasi Berbasis Mamdani

Proses pengembangan dan struktur F-MES yang diusulkan dirancang untuk meningkatkan penilaian risiko kanker prostat. Metodologi ini mengintegrasikan proses fuzzifikasi variabel klinis, penerapan mekanisme inferensi Mamdani, dan defuzzifikasi menggunakan metode *centroid*. Proses ini mengikuti alur terstruktur, mulai dari tahap persiapan data hingga sistem evaluasi, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 3.10.



Gambar 3.10 Tahapan penelitian

Alur kerja penelitian dimulai dengan fase pengumpulan data, di mana informasi klinis diperoleh dari rekam medis pasien, termasuk kasus yang dikonfirmasi biopsi. Kumpulan data bersumber dari studi klinis sebelumnya yang terdiri dari 119 catatan pasien (Saritas et al., 2003). Himpunan data yang dikumpulkan kemudian mengalami tahap pra-pemrosesan data, yang melibatkan pemilihan dan pelabelan data. Selama proses ini, parameter diagnostik utama yaitu usia, PSA, PV, dan %fPSA dipilih berdasarkan pedoman klinis yang ditetapkan. Variabel ini selaras

dengan rentang referensi yang direkomendasikan oleh EPCRC, yang mendefinisikan ambang batas tipikal untuk penilaian risiko kanker prostat (misalnya, usia antara 50–75 tahun, kadar PSA 0,4–50 ng/mL, PV 10–110 mL, dan %fPSA berkisar antara 0–100). Setelah menerapkan kriteria seleksi berdasarkan EPCRC dan langkah-langkah pra-pemrosesan data, 90 kasus pasien yang valid dipilih.

Setelah pra-pemrosesan, kumpulan data dimasukkan ke dalam model prediksi, yang menggunakan mekanisme inferensi *fuzzy* Mamdani untuk menghasilkan estimasi risiko. *Output* dari sistem ini kemudian dievaluasi melalui analisis kinerja yang komprehensif, memanfaatkan metrik klasifikasi standar termasuk akurasi, presisi, recall (sensitivitas), dan spesifisitas. Hasil akhir dari alur kerja ini adalah perkiraan terukur risiko kanker prostat, yang dimaksudkan untuk mendukung diagnosis dini dan memandu pengambilan keputusan klinis.

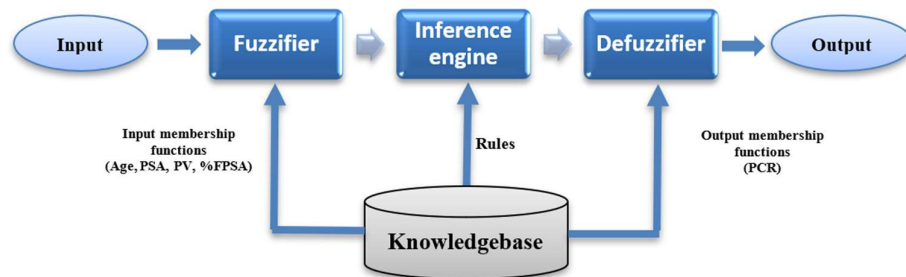
1. Desain Sistem

F-MES yang diusulkan mengadopsi pendekatan logika *fuzzy* untuk meningkatkan interpretabilitas dan fleksibilitas dalam menangani data klinis yang tidak tepat, menawarkan alternatif untuk sistem logika biner tradisional. Logika *fuzzy* adalah kerangka komputasi yang memperluas logika biner klasik dengan memungkinkan variabel mengambil nilai kontinu antara 0 dan 1. Pendekatan ini memungkinkan penalaran bernuansa dalam situasi yang melibatkan ketidakpastian, ketidaktepatan, atau karakteristik umum data yang tumpang tindih dalam diagnostik medis. Dalam penelitian ini, logika *fuzzy* diterapkan untuk memetakan empat parameter klinis (Usia, PSA, PV, dan %fPSA), menjadi istilah linguistik *fuzzy* melalui keanggotaan yang diinformasikan domain.

Mekanisme inferensi inti menggunakan basis aturan yang terdiri dari 500 aturan IF-THEN yang *fuzzy*, yang dirumuskan setelah berkonsultasi dengan para ahli medis. Metode inferensi Mamdani sering digunakan dalam sistem ahli medis karena strukturnya yang berbasis aturan, yang mencerminkan bagaimana dokter merumuskan penalaran diagnostik dalam istilah linguistik. Model ini, pertama kali diperkenalkan oleh Ebrahim Mamdani pada tahun 1975. Dalam kerangka

kerja ini, setiap aturan dibangun dalam format *IF-THEN* standar dan dievaluasi dengan menerapkan operator minimum untuk menentukan sejauh mana nilai *input* memenuhi kondisi anteseden, yang biasa disebut sebagai kekuatan aktivasi aturan. Hasil dari semua aturan yang diaktifkan kemudian digabungkan menggunakan operator maksimum untuk menghasilkan *output fuzzy* agregat. Pendekatan ini memfasilitasi transparansi dan interpretabilitas, sehingga sangat cocok untuk dukungan keputusan klinis di mana penjelasan sangat penting.

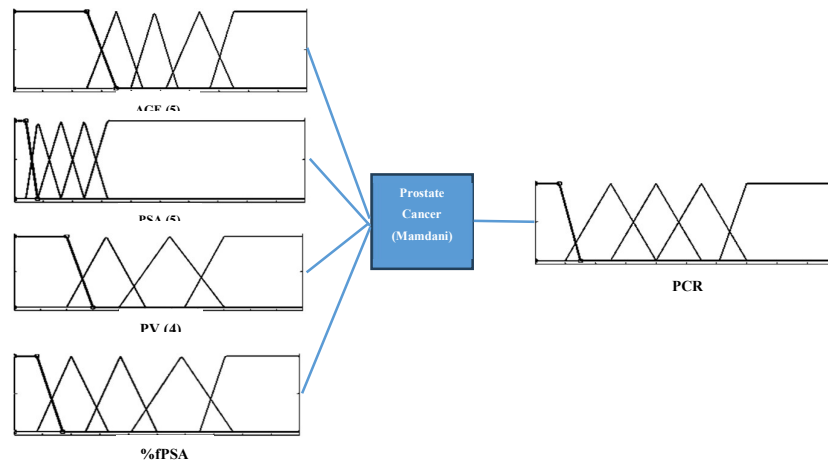
Sistem kemudian melakukan defuzzifikasi menggunakan metode *centroid* untuk mengubah set *fuzzy* agregat menjadi nilai numerik yang jelas yang mewakili prediksi PCR dalam bentuk persentase. Semua fase pengembangan, termasuk fuzzifikasi, inferensi, dan defuzzifikasi, diimplementasikan menggunakan perangkat lunak MATLAB (Gong et al. 2023). Arsitektur sistem disusun menjadi tiga komponen utama: (1) fuzzifikasi *input*, (2) inferensi *fuzzy* menggunakan metode Mamdani, dan (3) defuzzifikasi melalui teknik *centroid*. Arsitektur ini diilustrasikan pada Gambar 3.11, yang memetakan *input* klinis ke *output* PCR akhir.



Gambar 3.11 Arsitektur sistem F-MES

2. Fuzzifikasi Variabel *Input* dan *Output*

Proses fuzzifikasi mengubah pengukuran klinis yang jelas menjadi istilah linguistik menggunakan fungsi keanggotaan khusus domain, yang memungkinkan sistem untuk mengelola ketidakpastian yang melekat dalam data medis (Yanto et al., 2024) (Hernández-Julio et al., 2019)



Gambar 3.12 Variabel *input* dan *output* F-MES

a. Variabel masukan

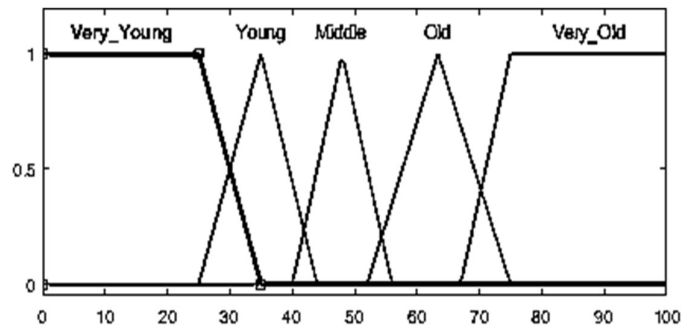
Sistem FMES menggunakan empat parameter *input* klinis: Usia, PSA, PV, dan %fPSA. Setiap *input* diklasifikasikan ke dalam *crisp set* sesuai dengan standar klinis yang ditetapkan dan rekomendasi ahli.

1) Umur

Usia dikategorikan menjadi lima *crisp set* berdasarkan kriteria usia WHO, yaitu Sangat Muda, Muda, Menengah, Tua, dan Sangat Tua (Dyussenbayev, 2017). Skema fuzzifikasi yang sesuai ditunjukkan pada Tabel 3.11, dan fungsi keanggotaan disajikan pada Gambar 3.13.

Tabel 3.11 Fuzzifikasi variabel *input* “Usia”

<i>Input Variable</i>	<i>Crisp Set</i>	<i>Fuzzy Set</i>
<i>Age (year)</i>	0-35	<i>Very Young</i>
	25-44	<i>Young</i>
	40-56	<i>Middle</i>
	52-75	<i>Old</i>
	67-100	<i>Very Old</i>



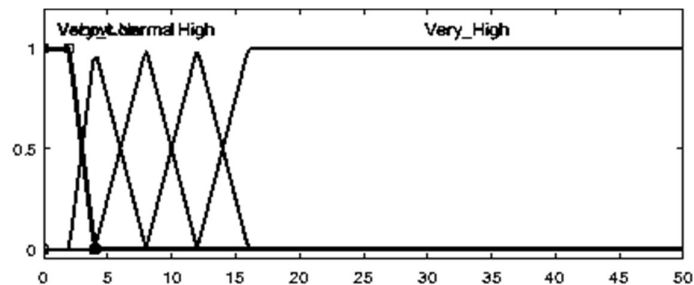
Gambar 3.13 Fungsi keanggotaan “Usia”

2) *Prostate-Specific Antigen (PSA)*

PSA adalah biomarker protein yang kadarnya cenderung meningkat seiring bertambahnya usia (Favid & Leslie, 2022) Berdasarkan kisaran yang divalidasi secara klinis 0,4-50 ng/ml dari EPCRC, PSA dibagi menjadi lima kategori *fuzzy*, yaitu Sangat Rendah, Rendah, Normal, Tinggi, dan Sangat Tinggi. Pemetaan fuzzifikasi ditunjukkan pada Tabel 3.12, dan fungsi keanggotaan pada Gambar 3.14.

Tabel 3.12 Fuzifikasi variabel *input* “PSA”

<i>Input Variable</i>	<i>Crisp Set</i>	<i>Fuzzy Set</i>
<i>PSA (ng/ml)</i>	0-4	<i>Very Low</i>
	2-8	<i>Low</i>
	4-12	<i>Normal</i>
	8-16	<i>High</i>
	12-50	<i>Very High</i>



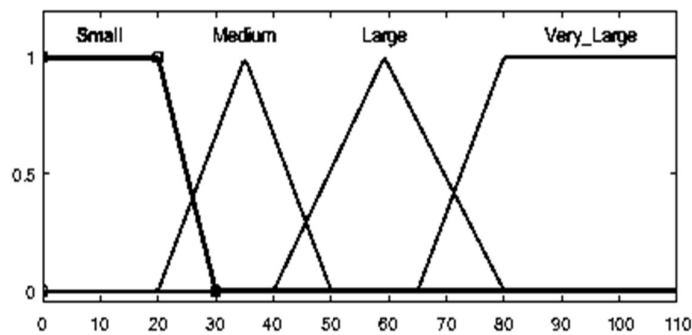
Gambar 3.14 Fungsi Keanggotaan “PSA”

3) Prostate Volume (PV)

Prostat, kelenjar yang terletak tepat di bawah kandung kemih, menghasilkan cairan mani. PV dihitung menggunakan rumus ellipsoid prolat ($TPV = \pi/6 * Lebar * Panjang * Tinggi$), yang bergantung pada pengukuran dimensi organ (Bezinque et al., 2018; Tyloch & Wieczorek, 2017) Pembesaran sering terjadi setelah usia 60 tahun karena perubahan hormon (Aprikian et al. 2019). PV diklasifikasikan menjadi empat kategori *fuzzy*: Kecil, Sedang, Besar, dan Sangat Besar. Tabel 3.13 menyoroti detail fuzzifikasi, dan Gambar 3.15 menampilkan fungsi keanggotaan yang sesuai.

Tabel 3.13 Fuzifikasi variabel input “PV”

<i>Input Variable</i>	<i>Crisp Set</i>	<i>Fuzzy Set</i>
V (ml)	0-30	<i>Small</i>
	20-50	<i>Medium</i>
	40-80	<i>Large</i>
	65-110	<i>Very Large</i>



Gambar 3.15 Fungsi keanggotaan “PV”

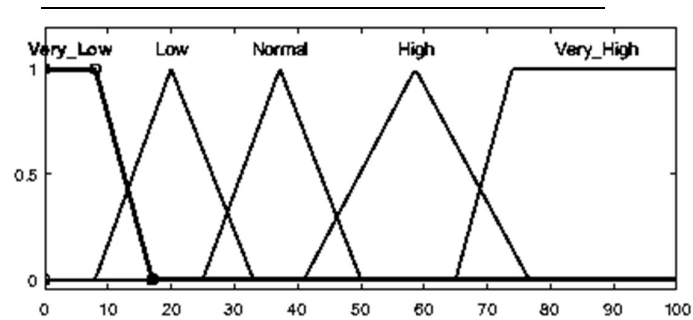
4) Percentage of free PSA (%fPSA)

PSA beredar dalam aliran darah dalam bentuk bebas dan terikat protein (Y. Huang et al. 2018; Perera et al. 2020). Biomarker ini berperan penting dalam membedakan antara kondisi prostat jinak dan ganas (Wei et al. 2023). Berdasarkan standar medis, %fPSA dikategorikan menjadi lima set *fuzzy*: Sangat Rendah, Rendah, Normal, Tinggi dan Sangat Tinggi.

Tabel 3.14 menyajikan pendekatan fuzzifikasi, dan Gambar 3.16 menggambarkan fungsi keanggotaannya.

Tabel 3.14 Fuzifikasi variabel input “%fPSA”

<i>Input Variable</i>	<i>Crisp Set</i>	<i>Fuzzy Set</i>
%fPSA (ml)	0-17	<i>Very Low</i>
	8-33	<i>Low</i>
	25-50	<i>Normal</i>
	41-76	<i>High</i>
	65-100	<i>Very High</i>



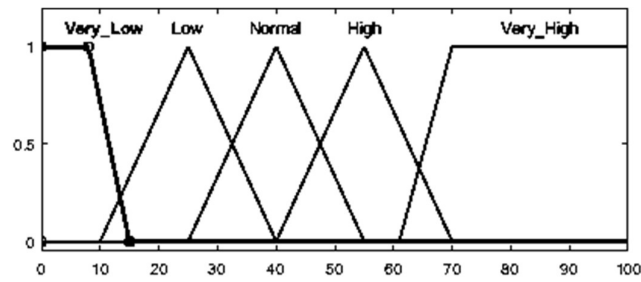
Gambar 3.16 Fungsi keanggotaan “%fPSA”

b. Variabel Keluaran

Variabel *output*, PCR memiliki nilai persentase yang pasti antara 0% dan 100%, dipetakan ke dalam lima kategori *fuzzy*: Sangat Rendah, Rendah, Menengah, Tinggi, dan Sangat Tinggi. Skema fuzzifikasi ditunjukkan pada Tabel 3.15, dan fungsi keanggotaan dilustrasikan pada Gambar 3.17. Pasien dengan PCR > 50% dianggap berisiko tinggi dan direkomendasikan untuk evaluasi diagnostik lebih lanjut, seperti biopsi.

Tabel 3.15 Fuzzifikasi variabel *output* "PCR"

<i>Output Variable</i>	<i>Crispt Set</i>	<i>Fuzzy Set</i>
PCR (%)	0-15	<i>Very Low</i>
	10-40	<i>Low</i>
	25-55	<i>Normal</i>
	40-70	<i>High</i>
	50-100	<i>Very High</i>



Gambar 3.17 Fungsi keanggotaan “PCR”

3. Basis Aturan *Fuzzy*

Basis aturan *fuzzy* mengintegrasikan empat variabel *input* yang signifikan secara klinis Usia, PSA, PV, dan %fPSA, masing-masing dibagi menjadi beberapa set *fuzzy*: Usia (5), PSA (5), PV (4), dan %fPSA (5). Kombinasi set ini menghasilkan total 500 aturan *fuzzy* ($5 \times 5 \times 4 \times 5$), memungkinkan sistem untuk memodelkan berbagai skenario diagnostik. Setiap aturan mematuhi struktur *IF-THEN* standar. Misalnya:

*IF Age is Old AND PSA is High AND PV is Medium AND %fPSA is Low
THEN PCR is High*

Aturan ini dikembangkan dengan berkonsultasi dengan para ahli medis dan selaras dengan pedoman klinis yang disediakan oleh WHO dan EPRCC. Sistem ini mengkategorikan PCR ke dalam lima tingkat keluaran linguistik: Sangat Rendah, Rendah, Menengah, Tinggi, dan Sangat Tinggi. Untuk membedakan kasus yang signifikan secara klinis, nilai ambang batas 50% diterapkan. Pasien dengan $\text{PCR} \geq 50\%$ diklasifikasikan sebagai berisiko tinggi, memerlukan evaluasi diagnostik lebih lanjut seperti biopsi prostat. Ambang batas ini konsisten dengan rekomendasi EPCRC dan WHO. Aturan *fuzzy* yang representatif ditunjukkan pada Tabel 3.16 untuk mengilustrasikan struktur inferensi:

Tabel 3.16 Aturan sistem *fuzzy* ahli untuk risiko kanker prostat

Rule	Kondisi Jika				Keluaran
	AGE	PSA	PV	%fPSA	PCR
1	<i>Very Young</i>	<i>Very Low</i>	<i>Small</i>	<i>Very Low</i>	<i>Normal</i>
2	<i>Very Young</i>	<i>Very Low</i>	<i>Small</i>	<i>Low</i>	<i>Normal</i>
3	<i>Very Young</i>	<i>Very Low</i>	<i>Small</i>	<i>Normal</i>	<i>Low</i>
4	<i>Very Young</i>	<i>Very Low</i>	<i>Small</i>	<i>High</i>	<i>Low</i>
5	<i>Very Young</i>	<i>Very Low</i>	<i>Small</i>	<i>Very High</i>	<i>Low</i>
6	<i>Very Young</i>	<i>Very Low</i>	<i>Medium</i>	<i>Very Low</i>	<i>Normal</i>
7	<i>Very Young</i>	<i>Very Low</i>	<i>Medium</i>	<i>Low</i>	<i>Low</i>
8	<i>Very Young</i>	<i>Very Low</i>	<i>Medium</i>	<i>Normal</i>	<i>Low</i>
9	<i>Very Young</i>	<i>Very Low</i>	<i>Medium</i>	<i>High</i>	<i>Low</i>
10	<i>Very Young</i>	<i>Very Low</i>	<i>Medium</i>	<i>Very High</i>	<i>Low</i>
11	<i>Very Young</i>	<i>Very Low</i>	<i>Large</i>	<i>Very Low</i>	<i>Low</i>
12	<i>Very Young</i>	<i>Very Low</i>	<i>Large</i>	<i>Low</i>	<i>Low</i>
13	<i>Very Young</i>	<i>Very Low</i>	<i>Large</i>	<i>Normal</i>	<i>Low</i>
14	<i>Very Young</i>	<i>Very Low</i>	<i>Large</i>	<i>High</i>	<i>Low</i>
15	<i>Very Young</i>	<i>Very Low</i>	<i>Large</i>	<i>Very High</i>	<i>Very Low</i>
16	<i>Very Young</i>	<i>Very Low</i>	<i>Very Large</i>	<i>Very Low</i>	<i>Low</i>
17	<i>Very Young</i>	<i>Very Low</i>	<i>Very Large</i>	<i>Low</i>	<i>Low</i>
18	<i>Very Young</i>	<i>Very Low</i>	<i>Very Large</i>	<i>Normal</i>	<i>Low</i>
19	<i>Very Young</i>	<i>Very Low</i>	<i>Very Large</i>	<i>High</i>	<i>Very Low</i>
20	<i>Very Young</i>	<i>Very Low</i>	<i>Very Large</i>	<i>Very High</i>	<i>Very Low</i>
21	<i>Very Young</i>	<i>Low</i>	<i>Small</i>	<i>Very Low</i>	<i>Normal</i>
22	<i>Very Young</i>	<i>Low</i>	<i>Small</i>	<i>Low</i>	<i>Normal</i>
23	<i>Very Young</i>	<i>Low</i>	<i>Small</i>	<i>Normal</i>	<i>Normal</i>
24	<i>Very Young</i>	<i>Low</i>	<i>Small</i>	<i>High</i>	<i>Low</i>
25	<i>Very Young</i>	<i>Low</i>	<i>Small</i>	<i>Very High</i>	<i>Low</i>
26	<i>Very Young</i>	<i>Low</i>	<i>Medium</i>	<i>Very Low</i>	<i>Normal</i>
27	<i>Very Young</i>	<i>Low</i>	<i>Medium</i>	<i>Low</i>	<i>Normal</i>
28	<i>Very Young</i>	<i>Low</i>	<i>Medium</i>	<i>Normal</i>	<i>Low</i>
29	<i>Very Young</i>	<i>Low</i>	<i>Medium</i>	<i>High</i>	<i>Low</i>
30	<i>Very Young</i>	<i>Low</i>	<i>Medium</i>	<i>Very High</i>	<i>Low</i>
31	<i>Very Young</i>	<i>Low</i>	<i>Large</i>	<i>Very Low</i>	<i>Normal</i>
32	<i>Very Young</i>	<i>Low</i>	<i>Large</i>	<i>Low</i>	<i>Low</i>
33	<i>Very Young</i>	<i>Low</i>	<i>Large</i>	<i>Normal</i>	<i>Low</i>
34	<i>Very Young</i>	<i>Low</i>	<i>Large</i>	<i>High</i>	<i>Low</i>
35	<i>Very Young</i>	<i>Low</i>	<i>Large</i>	<i>Very High</i>	<i>Low</i>
36	<i>Very Young</i>	<i>Low</i>	<i>Very Large</i>	<i>Very Low</i>	<i>Low</i>
37	<i>Very Young</i>	<i>Low</i>	<i>Very Large</i>	<i>Low</i>	<i>Low</i>
38	<i>Very Young</i>	<i>Low</i>	<i>Very Large</i>	<i>Normal</i>	<i>Low</i>
39	<i>Very Young</i>	<i>Low</i>	<i>Very Large</i>	<i>High</i>	<i>Low</i>
40	<i>Very Young</i>	<i>Low</i>	<i>Very Large</i>	<i>Very High</i>	<i>Very Low</i>
41	<i>Very Young</i>	<i>Normal</i>	<i>Small</i>	<i>Very Low</i>	<i>High</i>
42	<i>Very Young</i>	<i>Normal</i>	<i>Small</i>	<i>Low</i>	<i>Normal</i>

<i>Rule</i>	<i>Kondisi Jika</i>				<i>Keluaran</i>
	<i>AGE</i>	<i>PSA</i>	<i>PV</i>	<i>%fPSA</i>	<i>PCR</i>
43	<i>Very Young</i>	<i>Normal</i>	<i>Small</i>	<i>Normal</i>	<i>Normal</i>
44	<i>Very Young</i>	<i>Normal</i>	<i>Small</i>	<i>High</i>	<i>Normal</i>
45	<i>Very Young</i>	<i>Normal</i>	<i>Small</i>	<i>Very High</i>	<i>Normal</i>
46	<i>Very Young</i>	<i>Normal</i>	<i>Medium</i>	<i>Very Low</i>	<i>Normal</i>
47	<i>Very Young</i>	<i>Normal</i>	<i>Medium</i>	<i>Low</i>	<i>Normal</i>
48	<i>Very Young</i>	<i>Normal</i>	<i>Medium</i>	<i>Normal</i>	<i>Normal</i>
49	<i>Very Young</i>	<i>Normal</i>	<i>Medium</i>	<i>High</i>	<i>Low</i>
50	<i>Very Young</i>	<i>Normal</i>	<i>Medium</i>	<i>Very High</i>	<i>Low</i>
51	<i>Very Young</i>	<i>Normal</i>	<i>Large</i>	<i>Very Low</i>	<i>Normal</i>
52	<i>Very Young</i>	<i>Normal</i>	<i>Large</i>	<i>Low</i>	<i>Normal</i>
53	<i>Very Young</i>	<i>Normal</i>	<i>Large</i>	<i>Normal</i>	<i>Low</i>
54	<i>Very Young</i>	<i>Normal</i>	<i>Large</i>	<i>High</i>	<i>Low</i>
55	<i>Very Young</i>	<i>Normal</i>	<i>Large</i>	<i>Very High</i>	<i>Low</i>
56	<i>Very Young</i>	<i>Normal</i>	<i>Very Large</i>	<i>Very Low</i>	<i>Normal</i>
57	<i>Very Young</i>	<i>Normal</i>	<i>Very Large</i>	<i>Low</i>	<i>Low</i>
58	<i>Very Young</i>	<i>Normal</i>	<i>Very Large</i>	<i>Normal</i>	<i>Low</i>
59	<i>Very Young</i>	<i>Normal</i>	<i>Very Large</i>	<i>High</i>	<i>Low</i>
60	<i>Very Young</i>	<i>Normal</i>	<i>Very Large</i>	<i>Very High</i>	<i>Low</i>
61	<i>Very Young</i>	<i>High</i>	<i>Small</i>	<i>Very Low</i>	<i>High</i>
62	<i>Very Young</i>	<i>High</i>	<i>Small</i>	<i>Low</i>	<i>High</i>
63	<i>Very Young</i>	<i>High</i>	<i>Small</i>	<i>Normal</i>	<i>Normal</i>
64	<i>Very Young</i>	<i>High</i>	<i>Small</i>	<i>High</i>	<i>Normal</i>
65	<i>Very Young</i>	<i>High</i>	<i>Small</i>	<i>Very High</i>	<i>Normal</i>
66	<i>Very Young</i>	<i>High</i>	<i>Medium</i>	<i>Very Low</i>	<i>High</i>
67	<i>Very Young</i>	<i>High</i>	<i>Medium</i>	<i>Low</i>	<i>Normal</i>
68	<i>Very Young</i>	<i>High</i>	<i>Medium</i>	<i>Normal</i>	<i>Normal</i>
69	<i>Very Young</i>	<i>High</i>	<i>Medium</i>	<i>High</i>	<i>Normal</i>
70	<i>Very Young</i>	<i>High</i>	<i>Medium</i>	<i>Very High</i>	<i>Normal</i>
71	<i>Very Young</i>	<i>High</i>	<i>Large</i>	<i>Very Low</i>	<i>Normal</i>
72	<i>Very Young</i>	<i>High</i>	<i>Large</i>	<i>Low</i>	<i>Normal</i>
73	<i>Very Young</i>	<i>High</i>	<i>Large</i>	<i>Normal</i>	<i>Normal</i>
74	<i>Very Young</i>	<i>High</i>	<i>Large</i>	<i>High</i>	<i>Low</i>
75	<i>Very Young</i>	<i>High</i>	<i>Large</i>	<i>Very High</i>	<i>Low</i>
76	<i>Very Young</i>	<i>High</i>	<i>Very Large</i>	<i>Very Low</i>	<i>Normal</i>
77	<i>Very Young</i>	<i>High</i>	<i>Very Large</i>	<i>Low</i>	<i>Normal</i>
78	<i>Very Young</i>	<i>High</i>	<i>Very Large</i>	<i>Normal</i>	<i>Low</i>
79	<i>Very Young</i>	<i>High</i>	<i>Very Large</i>	<i>High</i>	<i>Low</i>
80	<i>Very Young</i>	<i>High</i>	<i>Very Large</i>	<i>Very High</i>	<i>Low</i>
81	<i>Very Young</i>	<i>Very High</i>	<i>Small</i>	<i>Very Low</i>	<i>High</i>
82	<i>Very Young</i>	<i>Very High</i>	<i>Small</i>	<i>Low</i>	<i>High</i>
83	<i>Very Young</i>	<i>Very High</i>	<i>Small</i>	<i>Normal</i>	<i>High</i>
84	<i>Very Young</i>	<i>Very High</i>	<i>Small</i>	<i>High</i>	<i>High</i>
85	<i>Very Young</i>	<i>Very High</i>	<i>Small</i>	<i>Very High</i>	<i>Normal</i>
86	<i>Very Young</i>	<i>Very High</i>	<i>Medium</i>	<i>Very Low</i>	<i>High</i>

<i>Rule</i>	<i>Kondisi Jika</i>				<i>Keluaran</i>
	<i>AGE</i>	<i>PSA</i>	<i>PV</i>	<i>%fPSA</i>	<i>PCR</i>
87	<i>Very Young</i>	<i>Very High</i>	<i>Medium</i>	<i>Low</i>	<i>High</i>
88	<i>Very Young</i>	<i>Very High</i>	<i>Medium</i>	<i>Normal</i>	<i>Normal</i>
89	<i>Very Young</i>	<i>Very High</i>	<i>Medium</i>	<i>High</i>	<i>Normal</i>
90	<i>Very Young</i>	<i>Very High</i>	<i>Medium</i>	<i>Very High</i>	<i>Normal</i>
91	<i>Very Young</i>	<i>Very High</i>	<i>Large</i>	<i>Very Low</i>	<i>High</i>
92	<i>Very Young</i>	<i>Very High</i>	<i>Large</i>	<i>Low</i>	<i>Normal</i>
93	<i>Very Young</i>	<i>Very High</i>	<i>Large</i>	<i>Normal</i>	<i>Normal</i>
94	<i>Very Young</i>	<i>Very High</i>	<i>Large</i>	<i>High</i>	<i>Normal</i>
95	<i>Very Young</i>	<i>Very High</i>	<i>Large</i>	<i>Very High</i>	<i>Normal</i>
96	<i>Very Young</i>	<i>Very High</i>	<i>Very Large</i>	<i>Very Low</i>	<i>Normal</i>
97	<i>Very Young</i>	<i>Very High</i>	<i>Very Large</i>	<i>Low</i>	<i>Normal</i>
98	<i>Very Young</i>	<i>Very High</i>	<i>Very Large</i>	<i>Normal</i>	<i>Normal</i>
99	<i>Very Young</i>	<i>Very High</i>	<i>Very Large</i>	<i>High</i>	<i>Normal</i>
100	<i>Very Young</i>	<i>Very High</i>	<i>Very Large</i>	<i>Very High</i>	<i>Low</i>
101	<i>Young</i>	<i>Very Low</i>	<i>Small</i>	<i>Very Low</i>	<i>Normal</i>
102	<i>Young</i>	<i>Very Low</i>	<i>Small</i>	<i>Low</i>	<i>Normal</i>
103	<i>Young</i>	<i>Very Low</i>	<i>Small</i>	<i>Normal</i>	<i>Normal</i>
104	<i>Young</i>	<i>Very Low</i>	<i>Small</i>	<i>High</i>	<i>Low</i>
105	<i>Young</i>	<i>Very Low</i>	<i>Small</i>	<i>Very High</i>	<i>Low</i>
106	<i>Young</i>	<i>Very Low</i>	<i>Medium</i>	<i>Very Low</i>	<i>Normal</i>
107	<i>Young</i>	<i>Very Low</i>	<i>Medium</i>	<i>Low</i>	<i>Normal</i>
108	<i>Young</i>	<i>Very Low</i>	<i>Medium</i>	<i>Normal</i>	<i>Low</i>
109	<i>Young</i>	<i>Very Low</i>	<i>Medium</i>	<i>High</i>	<i>Low</i>
110	<i>Young</i>	<i>Very Low</i>	<i>Medium</i>	<i>Very High</i>	<i>Low</i>
111	<i>Young</i>	<i>Very Low</i>	<i>Large</i>	<i>Very Low</i>	<i>Normal</i>
112	<i>Young</i>	<i>Very Low</i>	<i>Large</i>	<i>Low</i>	<i>Low</i>
113	<i>Young</i>	<i>Very Low</i>	<i>Large</i>	<i>Normal</i>	<i>Low</i>
114	<i>Young</i>	<i>Very Low</i>	<i>Large</i>	<i>High</i>	<i>Low</i>
115	<i>Young</i>	<i>Very Low</i>	<i>Large</i>	<i>Very High</i>	<i>Low</i>
116	<i>Young</i>	<i>Very Low</i>	<i>Very Large</i>	<i>Very Low</i>	<i>Low</i>
117	<i>Young</i>	<i>Very Low</i>	<i>Very Large</i>	<i>Low</i>	<i>Low</i>
118	<i>Young</i>	<i>Very Low</i>	<i>Very Large</i>	<i>Normal</i>	<i>Low</i>
119	<i>Young</i>	<i>Very Low</i>	<i>Very Large</i>	<i>High</i>	<i>Low</i>
120	<i>Young</i>	<i>Very Low</i>	<i>Very Large</i>	<i>Very High</i>	<i>Very Low</i>
121	<i>Young</i>	<i>Low</i>	<i>Small</i>	<i>Very Low</i>	<i>High</i>
122	<i>Young</i>	<i>Low</i>	<i>Small</i>	<i>Low</i>	<i>Normal</i>
123	<i>Young</i>	<i>Low</i>	<i>Small</i>	<i>Normal</i>	<i>Normal</i>
124	<i>Young</i>	<i>Low</i>	<i>Small</i>	<i>High</i>	<i>Normal</i>
125	<i>Young</i>	<i>Low</i>	<i>Small</i>	<i>Very High</i>	<i>Low</i>
126	<i>Young</i>	<i>Low</i>	<i>Medium</i>	<i>Very Low</i>	<i>Normal</i>
127	<i>Young</i>	<i>Low</i>	<i>Medium</i>	<i>Low</i>	<i>Normal</i>
128	<i>Young</i>	<i>Low</i>	<i>Medium</i>	<i>Normal</i>	<i>Normal</i>
129	<i>Young</i>	<i>Low</i>	<i>Medium</i>	<i>High</i>	<i>Low</i>
130	<i>Young</i>	<i>Low</i>	<i>Medium</i>	<i>Very High</i>	<i>Low</i>

<i>Rule</i>	<i>Kondisi Jika</i>				<i>Keluaran</i>
	<i>AGE</i>	<i>PSA</i>	<i>PV</i>	<i>%fPSA</i>	<i>PCR</i>
131	<i>Young</i>	<i>Low</i>	<i>Large</i>	<i>Very Low</i>	<i>Normal</i>
132	<i>Young</i>	<i>Low</i>	<i>Large</i>	<i>Low</i>	<i>Normal</i>
133	<i>Young</i>	<i>Low</i>	<i>Large</i>	<i>Normal</i>	<i>Low</i>
134	<i>Young</i>	<i>Low</i>	<i>Large</i>	<i>High</i>	<i>Low</i>
135	<i>Young</i>	<i>Low</i>	<i>Large</i>	<i>Very High</i>	<i>Low</i>
136	<i>Young</i>	<i>Low</i>	<i>Very Large</i>	<i>Very Low</i>	<i>Normal</i>
137	<i>Young</i>	<i>Low</i>	<i>Very Large</i>	<i>Low</i>	<i>Low</i>
138	<i>Young</i>	<i>Low</i>	<i>Very Large</i>	<i>Normal</i>	<i>Low</i>
139	<i>Young</i>	<i>Low</i>	<i>Very Large</i>	<i>High</i>	<i>Low</i>
140	<i>Young</i>	<i>Low</i>	<i>Very Large</i>	<i>Very High</i>	<i>Low</i>
141	<i>Young</i>	<i>Normal</i>	<i>Small</i>	<i>Very Low</i>	<i>High</i>
142	<i>Young</i>	<i>Normal</i>	<i>Small</i>	<i>Low</i>	<i>High</i>
143	<i>Young</i>	<i>Normal</i>	<i>Small</i>	<i>Normal</i>	<i>Normal</i>
144	<i>Young</i>	<i>Normal</i>	<i>Small</i>	<i>High</i>	<i>Normal</i>
145	<i>Young</i>	<i>Normal</i>	<i>Small</i>	<i>Very High</i>	<i>Normal</i>
146	<i>Young</i>	<i>Normal</i>	<i>Medium</i>	<i>Very Low</i>	<i>High</i>
147	<i>Young</i>	<i>Normal</i>	<i>Medium</i>	<i>Low</i>	<i>Normal</i>
148	<i>Young</i>	<i>Normal</i>	<i>Medium</i>	<i>Normal</i>	<i>Normal</i>
149	<i>Young</i>	<i>Normal</i>	<i>Medium</i>	<i>High</i>	<i>Normal</i>
150	<i>Young</i>	<i>Normal</i>	<i>Medium</i>	<i>Very High</i>	<i>Low</i>
151	<i>Young</i>	<i>Normal</i>	<i>Large</i>	<i>Very Low</i>	<i>Normal</i>
152	<i>Young</i>	<i>Normal</i>	<i>Large</i>	<i>Low</i>	<i>Normal</i>
153	<i>Young</i>	<i>Normal</i>	<i>Large</i>	<i>Normal</i>	<i>Normal</i>
154	<i>Young</i>	<i>Normal</i>	<i>Large</i>	<i>High</i>	<i>Low</i>
155	<i>Young</i>	<i>Normal</i>	<i>Large</i>	<i>Very High</i>	<i>Low</i>
156	<i>Young</i>	<i>Normal</i>	<i>Very Large</i>	<i>Very Low</i>	<i>Normal</i>
157	<i>Young</i>	<i>Normal</i>	<i>Very Large</i>	<i>Low</i>	<i>Normal</i>
158	<i>Young</i>	<i>Normal</i>	<i>Very Large</i>	<i>Normal</i>	<i>Low</i>
159	<i>Young</i>	<i>Normal</i>	<i>Very Large</i>	<i>High</i>	<i>Low</i>
160	<i>Young</i>	<i>Normal</i>	<i>Very Large</i>	<i>Very High</i>	<i>Low</i>
161	<i>Young</i>	<i>High</i>	<i>Small</i>	<i>Very Low</i>	<i>High</i>
162	<i>Young</i>	<i>High</i>	<i>Small</i>	<i>Low</i>	<i>High</i>
163	<i>Young</i>	<i>High</i>	<i>Small</i>	<i>Normal</i>	<i>High</i>
164	<i>Young</i>	<i>High</i>	<i>Small</i>	<i>High</i>	<i>Normal</i>
165	<i>Young</i>	<i>High</i>	<i>Small</i>	<i>Very High</i>	<i>Normal</i>
166	<i>Young</i>	<i>High</i>	<i>Medium</i>	<i>Very Low</i>	<i>High</i>
167	<i>Young</i>	<i>High</i>	<i>Medium</i>	<i>Low</i>	<i>High</i>
168	<i>Young</i>	<i>High</i>	<i>Medium</i>	<i>Normal</i>	<i>Normal</i>
169	<i>Young</i>	<i>High</i>	<i>Medium</i>	<i>High</i>	<i>Normal</i>
170	<i>Young</i>	<i>High</i>	<i>Medium</i>	<i>Very High</i>	<i>Normal</i>
171	<i>Young</i>	<i>High</i>	<i>Large</i>	<i>Very Low</i>	<i>High</i>
172	<i>Young</i>	<i>High</i>	<i>Large</i>	<i>Low</i>	<i>Normal</i>
173	<i>Young</i>	<i>High</i>	<i>Large</i>	<i>Normal</i>	<i>Normal</i>
174	<i>Young</i>	<i>High</i>	<i>Large</i>	<i>High</i>	<i>Normal</i>

<i>Rule</i>	<i>Kondisi Jika</i>				<i>Keluaran</i>
	<i>AGE</i>	<i>PSA</i>	<i>PV</i>	<i>%fPSA</i>	<i>PCR</i>
175	<i>Young</i>	<i>High</i>	<i>Large</i>	<i>Very High</i>	<i>Low</i>
176	<i>Young</i>	<i>High</i>	<i>Very Large</i>	<i>Very Low</i>	<i>Normal</i>
177	<i>Young</i>	<i>High</i>	<i>Very Large</i>	<i>Low</i>	<i>Normal</i>
178	<i>Young</i>	<i>High</i>	<i>Very Large</i>	<i>Normal</i>	<i>Normal</i>
179	<i>Young</i>	<i>High</i>	<i>Very Large</i>	<i>High</i>	<i>Low</i>
180	<i>Young</i>	<i>High</i>	<i>Very Large</i>	<i>Very High</i>	<i>Low</i>
181	<i>Young</i>	<i>Very High</i>	<i>Small</i>	<i>Very Low</i>	<i>Very High</i>
182	<i>Young</i>	<i>Very High</i>	<i>Small</i>	<i>Low</i>	<i>High</i>
183	<i>Young</i>	<i>Very High</i>	<i>Small</i>	<i>Normal</i>	<i>High</i>
184	<i>Young</i>	<i>Very High</i>	<i>Small</i>	<i>High</i>	<i>High</i>
185	<i>Young</i>	<i>Very High</i>	<i>Small</i>	<i>Very High</i>	<i>High</i>
186	<i>Young</i>	<i>Very High</i>	<i>Medium</i>	<i>Very Low</i>	<i>High</i>
187	<i>Young</i>	<i>Very High</i>	<i>Medium</i>	<i>Low</i>	<i>High</i>
188	<i>Young</i>	<i>Very High</i>	<i>Medium</i>	<i>Normal</i>	<i>High</i>
189	<i>Young</i>	<i>Very High</i>	<i>Medium</i>	<i>High</i>	<i>Normal</i>
190	<i>Young</i>	<i>Very High</i>	<i>Medium</i>	<i>Very High</i>	<i>Normal</i>
191	<i>Young</i>	<i>Very High</i>	<i>Large</i>	<i>Very Low</i>	<i>High</i>
192	<i>Young</i>	<i>Very High</i>	<i>Large</i>	<i>Low</i>	<i>High</i>
193	<i>Young</i>	<i>Very High</i>	<i>Large</i>	<i>Normal</i>	<i>Normal</i>
194	<i>Young</i>	<i>Very High</i>	<i>Large</i>	<i>High</i>	<i>Normal</i>
195	<i>Young</i>	<i>Very High</i>	<i>Large</i>	<i>Very High</i>	<i>Normal</i>
196	<i>Young</i>	<i>Very High</i>	<i>Very Large</i>	<i>Very Low</i>	<i>High</i>
197	<i>Young</i>	<i>Very High</i>	<i>Very Large</i>	<i>Low</i>	<i>Normal</i>
198	<i>Young</i>	<i>Very High</i>	<i>Very Large</i>	<i>Normal</i>	<i>Normal</i>
199	<i>Young</i>	<i>Very High</i>	<i>Very Large</i>	<i>High</i>	<i>Normal</i>
200	<i>Young</i>	<i>Very High</i>	<i>Very Large</i>	<i>Very High</i>	<i>Normal</i>
201	<i>Middle</i>	<i>Very Low</i>	<i>Small</i>	<i>Very Low</i>	<i>High</i>
202	<i>Middle</i>	<i>Very Low</i>	<i>Small</i>	<i>Low</i>	<i>Normal</i>
203	<i>Middle</i>	<i>Very Low</i>	<i>Small</i>	<i>Normal</i>	<i>Normal</i>
204	<i>Middle</i>	<i>Very Low</i>	<i>Small</i>	<i>High</i>	<i>Normal</i>
205	<i>Middle</i>	<i>Very Low</i>	<i>Small</i>	<i>Very High</i>	<i>Low</i>
206	<i>Middle</i>	<i>Very Low</i>	<i>Medium</i>	<i>Very Low</i>	<i>Normal</i>
207	<i>Middle</i>	<i>Very Low</i>	<i>Medium</i>	<i>Low</i>	<i>Normal</i>
208	<i>Middle</i>	<i>Very Low</i>	<i>Medium</i>	<i>Normal</i>	<i>Normal</i>
209	<i>Middle</i>	<i>Very Low</i>	<i>Medium</i>	<i>High</i>	<i>Low</i>
210	<i>Middle</i>	<i>Very Low</i>	<i>Medium</i>	<i>Very High</i>	<i>Low</i>
211	<i>Middle</i>	<i>Very Low</i>	<i>Large</i>	<i>Very Low</i>	<i>Normal</i>
212	<i>Middle</i>	<i>Very Low</i>	<i>Large</i>	<i>Low</i>	<i>Normal</i>
213	<i>Middle</i>	<i>Very Low</i>	<i>Large</i>	<i>Normal</i>	<i>Low</i>
214	<i>Middle</i>	<i>Very Low</i>	<i>Large</i>	<i>High</i>	<i>Low</i>
215	<i>Middle</i>	<i>Very Low</i>	<i>Large</i>	<i>Very High</i>	<i>Low</i>
216	<i>Middle</i>	<i>Very Low</i>	<i>Very Large</i>	<i>Very Low</i>	<i>Normal</i>
217	<i>Middle</i>	<i>Very Low</i>	<i>Very Large</i>	<i>Low</i>	<i>Low</i>
218	<i>Middle</i>	<i>Very Low</i>	<i>Very Large</i>	<i>Normal</i>	<i>Low</i>

<i>Rule</i>	<i>Kondisi Jika</i>				<i>Keluaran</i>
	<i>AGE</i>	<i>PSA</i>	<i>PV</i>	<i>%fPSA</i>	<i>PCR</i>
219	<i>Middle</i>	<i>Very Low</i>	<i>Very Large</i>	<i>High</i>	<i>Low</i>
220	<i>Middle</i>	<i>Very Low</i>	<i>Very Large</i>	<i>Very High</i>	<i>Low</i>
221	<i>Middle</i>	<i>Low</i>	<i>Small</i>	<i>Very Low</i>	<i>High</i>
222	<i>Middle</i>	<i>Low</i>	<i>Small</i>	<i>Low</i>	<i>Normal</i>
223	<i>Middle</i>	<i>Low</i>	<i>Small</i>	<i>Normal</i>	<i>Normal</i>
224	<i>Middle</i>	<i>Low</i>	<i>Small</i>	<i>High</i>	<i>Normal</i>
225	<i>Middle</i>	<i>Low</i>	<i>Small</i>	<i>Very High</i>	<i>Normal</i>
226	<i>Middle</i>	<i>Low</i>	<i>Medium</i>	<i>Very Low</i>	<i>High</i>
227	<i>Middle</i>	<i>Low</i>	<i>Medium</i>	<i>Low</i>	<i>Normal</i>
228	<i>Middle</i>	<i>Low</i>	<i>Medium</i>	<i>Normal</i>	<i>Normal</i>
229	<i>Middle</i>	<i>Low</i>	<i>Medium</i>	<i>High</i>	<i>Normal</i>
230	<i>Middle</i>	<i>Low</i>	<i>Medium</i>	<i>Very High</i>	<i>Low</i>
231	<i>Middle</i>	<i>Low</i>	<i>Large</i>	<i>Very Low</i>	<i>Normal</i>
232	<i>Middle</i>	<i>Low</i>	<i>Large</i>	<i>Low</i>	<i>Normal</i>
233	<i>Middle</i>	<i>Low</i>	<i>Large</i>	<i>Normal</i>	<i>Normal</i>
234	<i>Middle</i>	<i>Low</i>	<i>Large</i>	<i>High</i>	<i>Low</i>
235	<i>Middle</i>	<i>Low</i>	<i>Large</i>	<i>Very High</i>	<i>Low</i>
236	<i>Middle</i>	<i>Low</i>	<i>Very Large</i>	<i>Very Low</i>	<i>Normal</i>
237	<i>Middle</i>	<i>Low</i>	<i>Very Large</i>	<i>Low</i>	<i>Normal</i>
238	<i>Middle</i>	<i>Low</i>	<i>Very Large</i>	<i>Normal</i>	<i>Low</i>
239	<i>Middle</i>	<i>Low</i>	<i>Very Large</i>	<i>High</i>	<i>Low</i>
240	<i>Middle</i>	<i>Low</i>	<i>Very Large</i>	<i>Very High</i>	<i>Low</i>
241	<i>Middle</i>	<i>Normal</i>	<i>Small</i>	<i>Very Low</i>	<i>High</i>
242	<i>Middle</i>	<i>Normal</i>	<i>Small</i>	<i>Low</i>	<i>High</i>
243	<i>Middle</i>	<i>Normal</i>	<i>Small</i>	<i>Normal</i>	<i>High</i>
244	<i>Middle</i>	<i>Normal</i>	<i>Small</i>	<i>High</i>	<i>Normal</i>
245	<i>Middle</i>	<i>Normal</i>	<i>Small</i>	<i>Very High</i>	<i>Normal</i>
246	<i>Middle</i>	<i>Normal</i>	<i>Medium</i>	<i>Very Low</i>	<i>High</i>
247	<i>Middle</i>	<i>Normal</i>	<i>Medium</i>	<i>Low</i>	<i>Normal</i>
248	<i>Middle</i>	<i>Normal</i>	<i>Medium</i>	<i>Normal</i>	<i>Normal</i>
249	<i>Middle</i>	<i>Normal</i>	<i>Medium</i>	<i>High</i>	<i>Normal</i>
250	<i>Middle</i>	<i>Normal</i>	<i>Medium</i>	<i>Very High</i>	<i>Normal</i>
251	<i>Middle</i>	<i>Normal</i>	<i>Large</i>	<i>Very Low</i>	<i>High</i>
252	<i>Middle</i>	<i>Normal</i>	<i>Large</i>	<i>Low</i>	<i>Normal</i>
253	<i>Middle</i>	<i>Normal</i>	<i>Large</i>	<i>Normal</i>	<i>Normal</i>
254	<i>Middle</i>	<i>Normal</i>	<i>Large</i>	<i>High</i>	<i>Normal</i>
255	<i>Middle</i>	<i>Normal</i>	<i>Large</i>	<i>Very High</i>	<i>Low</i>
256	<i>Middle</i>	<i>Normal</i>	<i>Very Large</i>	<i>Very Low</i>	<i>Normal</i>
257	<i>Middle</i>	<i>Normal</i>	<i>Very Large</i>	<i>Low</i>	<i>Normal</i>
258	<i>Middle</i>	<i>Normal</i>	<i>Very Large</i>	<i>Normal</i>	<i>Normal</i>
259	<i>Middle</i>	<i>Normal</i>	<i>Very Large</i>	<i>High</i>	<i>Low</i>
260	<i>Middle</i>	<i>Normal</i>	<i>Very Large</i>	<i>Very High</i>	<i>Low</i>
261	<i>Middle</i>	<i>High</i>	<i>Small</i>	<i>Very Low</i>	<i>High</i>
262	<i>Middle</i>	<i>High</i>	<i>Small</i>	<i>Low</i>	<i>High</i>

<i>Rule</i>	<i>Kondisi Jika</i>				<i>Keluaran</i>
	<i>AGE</i>	<i>PSA</i>	<i>PV</i>	<i>%fPSA</i>	<i>PCR</i>
263	<i>Middle</i>	<i>High</i>	<i>Small</i>	<i>Normal</i>	<i>High</i>
264	<i>Middle</i>	<i>High</i>	<i>Small</i>	<i>High</i>	<i>High</i>
265	<i>Middle</i>	<i>High</i>	<i>Small</i>	<i>Very High</i>	<i>Normal</i>
266	<i>Middle</i>	<i>High</i>	<i>Medium</i>	<i>Very Low</i>	<i>High</i>
267	<i>Middle</i>	<i>High</i>	<i>Medium</i>	<i>Low</i>	<i>High</i>
268	<i>Middle</i>	<i>High</i>	<i>Medium</i>	<i>Normal</i>	<i>High</i>
269	<i>Middle</i>	<i>High</i>	<i>Medium</i>	<i>High</i>	<i>Normal</i>
270	<i>Middle</i>	<i>High</i>	<i>Medium</i>	<i>Very High</i>	<i>Normal</i>
271	<i>Middle</i>	<i>High</i>	<i>Large</i>	<i>Very Low</i>	<i>High</i>
272	<i>Middle</i>	<i>High</i>	<i>Large</i>	<i>Low</i>	<i>Normal</i>
273	<i>Middle</i>	<i>High</i>	<i>Large</i>	<i>Normal</i>	<i>Normal</i>
274	<i>Middle</i>	<i>High</i>	<i>Large</i>	<i>High</i>	<i>Normal</i>
275	<i>Middle</i>	<i>High</i>	<i>Large</i>	<i>Very High</i>	<i>Normal</i>
276	<i>Middle</i>	<i>High</i>	<i>Very Large</i>	<i>Very Low</i>	<i>High</i>
277	<i>Middle</i>	<i>High</i>	<i>Very Large</i>	<i>Low</i>	<i>Normal</i>
278	<i>Middle</i>	<i>High</i>	<i>Very Large</i>	<i>Normal</i>	<i>Normal</i>
279	<i>Middle</i>	<i>High</i>	<i>Very Large</i>	<i>High</i>	<i>Normal</i>
280	<i>Middle</i>	<i>High</i>	<i>Very Large</i>	<i>Very High</i>	<i>Low</i>
281	<i>Middle</i>	<i>Very High</i>	<i>Small</i>	<i>Very Low</i>	<i>Very High</i>
282	<i>Middle</i>	<i>Very High</i>	<i>Small</i>	<i>Low</i>	<i>Very High</i>
283	<i>Middle</i>	<i>Very High</i>	<i>Small</i>	<i>Normal</i>	<i>High</i>
284	<i>Middle</i>	<i>Very High</i>	<i>Small</i>	<i>High</i>	<i>High</i>
285	<i>Middle</i>	<i>Very High</i>	<i>Small</i>	<i>Very High</i>	<i>High</i>
286	<i>Middle</i>	<i>Very High</i>	<i>Medium</i>	<i>Very Low</i>	<i>Very High</i>
287	<i>Middle</i>	<i>Very High</i>	<i>Medium</i>	<i>Low</i>	<i>High</i>
288	<i>Middle</i>	<i>Very High</i>	<i>Medium</i>	<i>Normal</i>	<i>High</i>
289	<i>Middle</i>	<i>Very High</i>	<i>Medium</i>	<i>High</i>	<i>High</i>
290	<i>Middle</i>	<i>Very High</i>	<i>Medium</i>	<i>Very High</i>	<i>Normal</i>
291	<i>Middle</i>	<i>Very High</i>	<i>Large</i>	<i>Very Low</i>	<i>High</i>
292	<i>Middle</i>	<i>Very High</i>	<i>Large</i>	<i>Low</i>	<i>High</i>
293	<i>Middle</i>	<i>Very High</i>	<i>Large</i>	<i>Normal</i>	<i>High</i>
294	<i>Middle</i>	<i>Very High</i>	<i>Large</i>	<i>High</i>	<i>Normal</i>
295	<i>Middle</i>	<i>Very High</i>	<i>Large</i>	<i>Very High</i>	<i>Normal</i>
296	<i>Middle</i>	<i>Very High</i>	<i>Very Large</i>	<i>Very Low</i>	<i>High</i>
297	<i>Middle</i>	<i>Very High</i>	<i>Very Large</i>	<i>Low</i>	<i>High</i>
298	<i>Middle</i>	<i>Very High</i>	<i>Very Large</i>	<i>Normal</i>	<i>Normal</i>
299	<i>Middle</i>	<i>Very High</i>	<i>Very Large</i>	<i>High</i>	<i>Normal</i>
300	<i>Middle</i>	<i>Very High</i>	<i>Very Large</i>	<i>Very High</i>	<i>Normal</i>
301	<i>Old</i>	<i>Very Low</i>	<i>Small</i>	<i>Very Low</i>	<i>High</i>
302	<i>Old</i>	<i>Very Low</i>	<i>Small</i>	<i>Low</i>	<i>Normal</i>
303	<i>Old</i>	<i>Very Low</i>	<i>Small</i>	<i>Normal</i>	<i>Normal</i>
304	<i>Old</i>	<i>Very Low</i>	<i>Small</i>	<i>High</i>	<i>Normal</i>
305	<i>Old</i>	<i>Very Low</i>	<i>Small</i>	<i>Very High</i>	<i>Normal</i>
306	<i>Old</i>	<i>Very Low</i>	<i>Medium</i>	<i>Very Low</i>	<i>Normal</i>

<i>Rule</i>	<i>Kondisi Jika</i>				<i>Keluaran</i>
	<i>AGE</i>	<i>PSA</i>	<i>PV</i>	<i>%fPSA</i>	<i>PCR</i>
307	<i>Old</i>	<i>Very Low</i>	<i>Medium</i>	<i>Low</i>	<i>Normal</i>
308	<i>Old</i>	<i>Very Low</i>	<i>Medium</i>	<i>Normal</i>	<i>Normal</i>
309	<i>Old</i>	<i>Very Low</i>	<i>Medium</i>	<i>High</i>	<i>Normal</i>
310	<i>Old</i>	<i>Very Low</i>	<i>Medium</i>	<i>Very High</i>	<i>Low</i>
311	<i>Old</i>	<i>Very Low</i>	<i>Large</i>	<i>Very Low</i>	<i>Normal</i>
312	<i>Old</i>	<i>Very Low</i>	<i>Large</i>	<i>Low</i>	<i>Normal</i>
313	<i>Old</i>	<i>Very Low</i>	<i>Large</i>	<i>Normal</i>	<i>Normal</i>
314	<i>Old</i>	<i>Very Low</i>	<i>Large</i>	<i>High</i>	<i>Low</i>
315	<i>Old</i>	<i>Very Low</i>	<i>Large</i>	<i>Very High</i>	<i>Low</i>
316	<i>Old</i>	<i>Very Low</i>	<i>Very Large</i>	<i>Very Low</i>	<i>Normal</i>
317	<i>Old</i>	<i>Very Low</i>	<i>Very Large</i>	<i>Low</i>	<i>Normal</i>
318	<i>Old</i>	<i>Very Low</i>	<i>Very Large</i>	<i>Normal</i>	<i>Low</i>
319	<i>Old</i>	<i>Very Low</i>	<i>Very Large</i>	<i>High</i>	<i>Low</i>
320	<i>Old</i>	<i>Very Low</i>	<i>Very Large</i>	<i>Very High</i>	<i>Low</i>
321	<i>Old</i>	<i>Low</i>	<i>Small</i>	<i>Very Low</i>	<i>High</i>
322	<i>Old</i>	<i>Low</i>	<i>Small</i>	<i>Low</i>	<i>High</i>
323	<i>Old</i>	<i>Low</i>	<i>Small</i>	<i>Normal</i>	<i>Normal</i>
324	<i>Old</i>	<i>Low</i>	<i>Small</i>	<i>High</i>	<i>Normal</i>
325	<i>Old</i>	<i>Low</i>	<i>Small</i>	<i>Very High</i>	<i>Normal</i>
326	<i>Old</i>	<i>Low</i>	<i>Medium</i>	<i>Very Low</i>	<i>High</i>
327	<i>Old</i>	<i>Low</i>	<i>Medium</i>	<i>Low</i>	<i>Normal</i>
328	<i>Old</i>	<i>Low</i>	<i>Medium</i>	<i>Normal</i>	<i>Normal</i>
329	<i>Old</i>	<i>Low</i>	<i>Medium</i>	<i>High</i>	<i>Normal</i>
330	<i>Old</i>	<i>Low</i>	<i>Medium</i>	<i>Very High</i>	<i>Normal</i>
331	<i>Old</i>	<i>Low</i>	<i>Large</i>	<i>Very Low</i>	<i>Normal</i>
332	<i>Old</i>	<i>Low</i>	<i>Large</i>	<i>Low</i>	<i>Normal</i>
333	<i>Old</i>	<i>Low</i>	<i>Large</i>	<i>Normal</i>	<i>Normal</i>
334	<i>Old</i>	<i>Low</i>	<i>Large</i>	<i>High</i>	<i>Normal</i>
335	<i>Old</i>	<i>Low</i>	<i>Large</i>	<i>Very High</i>	<i>Low</i>
336	<i>Old</i>	<i>Low</i>	<i>Very Large</i>	<i>Very Low</i>	<i>Normal</i>
337	<i>Old</i>	<i>Low</i>	<i>Very Large</i>	<i>Low</i>	<i>Normal</i>
338	<i>Old</i>	<i>Low</i>	<i>Very Large</i>	<i>Normal</i>	<i>Normal</i>
339	<i>Old</i>	<i>Low</i>	<i>Very Large</i>	<i>High</i>	<i>Low</i>
340	<i>Old</i>	<i>Low</i>	<i>Very Large</i>	<i>Very High</i>	<i>Low</i>
341	<i>Old</i>	<i>Normal</i>	<i>Small</i>	<i>Very Low</i>	<i>High</i>
342	<i>Old</i>	<i>Normal</i>	<i>Small</i>	<i>Low</i>	<i>High</i>
343	<i>Old</i>	<i>Normal</i>	<i>Small</i>	<i>Normal</i>	<i>High</i>
344	<i>Old</i>	<i>Normal</i>	<i>Small</i>	<i>High</i>	<i>High</i>
345	<i>Old</i>	<i>Normal</i>	<i>Small</i>	<i>Very High</i>	<i>Normal</i>
346	<i>Old</i>	<i>Normal</i>	<i>Medium</i>	<i>Very Low</i>	<i>High</i>
347	<i>Old</i>	<i>Normal</i>	<i>Medium</i>	<i>Low</i>	<i>High</i>
348	<i>Old</i>	<i>Normal</i>	<i>Medium</i>	<i>Normal</i>	<i>Normal</i>
349	<i>Old</i>	<i>Normal</i>	<i>Medium</i>	<i>High</i>	<i>Normal</i>
350	<i>Old</i>	<i>Normal</i>	<i>Medium</i>	<i>Very High</i>	<i>Normal</i>

<i>Rule</i>	<i>Kondisi Jika</i>				<i>Keluaran</i>
	<i>AGE</i>	<i>PSA</i>	<i>PV</i>	<i>%fPSA</i>	<i>PCR</i>
351	<i>Old</i>	<i>Normal</i>	<i>Large</i>	<i>Very Low</i>	<i>High</i>
352	<i>Old</i>	<i>Normal</i>	<i>Large</i>	<i>Low</i>	<i>Normal</i>
353	<i>Old</i>	<i>Normal</i>	<i>Large</i>	<i>Normal</i>	<i>Normal</i>
354	<i>Old</i>	<i>Normal</i>	<i>Large</i>	<i>High</i>	<i>Normal</i>
355	<i>Old</i>	<i>Normal</i>	<i>Large</i>	<i>Very High</i>	<i>Normal</i>
356	<i>Old</i>	<i>Normal</i>	<i>Very Large</i>	<i>Very Low</i>	<i>Normal</i>
357	<i>Old</i>	<i>Normal</i>	<i>Very Large</i>	<i>Low</i>	<i>Normal</i>
358	<i>Old</i>	<i>Normal</i>	<i>Very Large</i>	<i>Normal</i>	<i>Normal</i>
359	<i>Old</i>	<i>Normal</i>	<i>Very Large</i>	<i>High</i>	<i>Normal</i>
360	<i>Old</i>	<i>Normal</i>	<i>Very Large</i>	<i>Very High</i>	<i>Low</i>
361	<i>Old</i>	<i>High</i>	<i>Small</i>	<i>Very Low</i>	<i>Very High</i>
362	<i>Old</i>	<i>High</i>	<i>Small</i>	<i>Low</i>	<i>High</i>
363	<i>Old</i>	<i>High</i>	<i>Small</i>	<i>Normal</i>	<i>High</i>
364	<i>Old</i>	<i>High</i>	<i>Small</i>	<i>High</i>	<i>High</i>
365	<i>Old</i>	<i>High</i>	<i>Small</i>	<i>Very High</i>	<i>High</i>
366	<i>Old</i>	<i>High</i>	<i>Medium</i>	<i>Very Low</i>	<i>High</i>
367	<i>Old</i>	<i>High</i>	<i>Medium</i>	<i>Low</i>	<i>High</i>
368	<i>Old</i>	<i>High</i>	<i>Medium</i>	<i>Normal</i>	<i>High</i>
369	<i>Old</i>	<i>High</i>	<i>Medium</i>	<i>High</i>	<i>High</i>
370	<i>Old</i>	<i>High</i>	<i>Medium</i>	<i>Very High</i>	<i>Normal</i>
371	<i>Old</i>	<i>High</i>	<i>Large</i>	<i>Very Low</i>	<i>High</i>
372	<i>Old</i>	<i>High</i>	<i>Large</i>	<i>Low</i>	<i>High</i>
373	<i>Old</i>	<i>High</i>	<i>Large</i>	<i>Normal</i>	<i>Normal</i>
374	<i>Old</i>	<i>High</i>	<i>Large</i>	<i>High</i>	<i>Normal</i>
375	<i>Old</i>	<i>High</i>	<i>Large</i>	<i>Very High</i>	<i>Normal</i>
376	<i>Old</i>	<i>High</i>	<i>Very Large</i>	<i>Very Low</i>	<i>High</i>
377	<i>Old</i>	<i>High</i>	<i>Very Large</i>	<i>Low</i>	<i>Normal</i>
378	<i>Old</i>	<i>High</i>	<i>Very Large</i>	<i>Normal</i>	<i>Normal</i>
379	<i>Old</i>	<i>High</i>	<i>Very Large</i>	<i>High</i>	<i>Normal</i>
380	<i>Old</i>	<i>High</i>	<i>Very Large</i>	<i>Very High</i>	<i>Normal</i>
381	<i>Old</i>	<i>Very High</i>	<i>Small</i>	<i>Very Low</i>	<i>Very High</i>
382	<i>Old</i>	<i>Very High</i>	<i>Small</i>	<i>Low</i>	<i>Very High</i>
383	<i>Old</i>	<i>Very High</i>	<i>Small</i>	<i>Normal</i>	<i>Very High</i>
384	<i>Old</i>	<i>Very High</i>	<i>Small</i>	<i>High</i>	<i>High</i>
385	<i>Old</i>	<i>Very High</i>	<i>Small</i>	<i>Very High</i>	<i>High</i>
386	<i>Old</i>	<i>Very High</i>	<i>Medium</i>	<i>Very Low</i>	<i>Very High</i>
387	<i>Old</i>	<i>Very High</i>	<i>Medium</i>	<i>Low</i>	<i>High</i>
388	<i>Old</i>	<i>Very High</i>	<i>Medium</i>	<i>Normal</i>	<i>High</i>
389	<i>Old</i>	<i>Very High</i>	<i>Medium</i>	<i>High</i>	<i>High</i>
390	<i>Old</i>	<i>Very High</i>	<i>Medium</i>	<i>Very High</i>	<i>High</i>
391	<i>Old</i>	<i>Very High</i>	<i>Large</i>	<i>Very Low</i>	<i>Very High</i>
392	<i>Old</i>	<i>Very High</i>	<i>Large</i>	<i>Low</i>	<i>High</i>
393	<i>Old</i>	<i>Very High</i>	<i>Large</i>	<i>Normal</i>	<i>High</i>
394	<i>Old</i>	<i>Very High</i>	<i>Large</i>	<i>High</i>	<i>High</i>

<i>Rule</i>	<i>Kondisi Jika</i>				<i>Keluaran</i>
	<i>AGE</i>	<i>PSA</i>	<i>PV</i>	<i>%fPSA</i>	<i>PCR</i>
395	<i>Old</i>	<i>Very High</i>	<i>Large</i>	<i>Very High</i>	<i>Normal</i>
396	<i>Old</i>	<i>Very High</i>	<i>Very Large</i>	<i>Very Low</i>	<i>High</i>
397	<i>Old</i>	<i>Very High</i>	<i>Very Large</i>	<i>Low</i>	<i>High</i>
398	<i>Old</i>	<i>Very High</i>	<i>Very Large</i>	<i>Normal</i>	<i>High</i>
399	<i>Old</i>	<i>Very High</i>	<i>Very Large</i>	<i>High</i>	<i>Normal</i>
400	<i>Old</i>	<i>Very High</i>	<i>Very Large</i>	<i>Very High</i>	<i>Normal</i>
401	<i>Very Old</i>	<i>Very Low</i>	<i>Small</i>	<i>Very Low</i>	<i>High</i>
402	<i>Very Old</i>	<i>Very Low</i>	<i>Small</i>	<i>Low</i>	<i>High</i>
403	<i>Very Old</i>	<i>Very Low</i>	<i>Small</i>	<i>Normal</i>	<i>High</i>
404	<i>Very Old</i>	<i>Very Low</i>	<i>Small</i>	<i>High</i>	<i>Normal</i>
405	<i>Very Old</i>	<i>Very Low</i>	<i>Small</i>	<i>Very High</i>	<i>Normal</i>
406	<i>Very Old</i>	<i>Very Low</i>	<i>Medium</i>	<i>Very Low</i>	<i>High</i>
407	<i>Very Old</i>	<i>Very Low</i>	<i>Medium</i>	<i>Low</i>	<i>Normal</i>
408	<i>Very Old</i>	<i>Very Low</i>	<i>Medium</i>	<i>Normal</i>	<i>Normal</i>
409	<i>Very Old</i>	<i>Very Low</i>	<i>Medium</i>	<i>High</i>	<i>Normal</i>
410	<i>Very Old</i>	<i>Very Low</i>	<i>Medium</i>	<i>Very High</i>	<i>Normal</i>
411	<i>Very Old</i>	<i>Very Low</i>	<i>Large</i>	<i>Very Low</i>	<i>High</i>
412	<i>Very Old</i>	<i>Very Low</i>	<i>Large</i>	<i>Low</i>	<i>Normal</i>
413	<i>Very Old</i>	<i>Very Low</i>	<i>Large</i>	<i>Normal</i>	<i>Normal</i>
414	<i>Very Old</i>	<i>Very Low</i>	<i>Large</i>	<i>High</i>	<i>Normal</i>
415	<i>Very Old</i>	<i>Very Low</i>	<i>Large</i>	<i>Very High</i>	<i>Low</i>
416	<i>Very Old</i>	<i>Very Low</i>	<i>Very Large</i>	<i>Very Low</i>	<i>Normal</i>
417	<i>Very Old</i>	<i>Very Low</i>	<i>Very Large</i>	<i>Low</i>	<i>Normal</i>
418	<i>Very Old</i>	<i>Very Low</i>	<i>Very Large</i>	<i>Normal</i>	<i>Normal</i>
419	<i>Very Old</i>	<i>Very Low</i>	<i>Very Large</i>	<i>High</i>	<i>Low</i>
420	<i>Very Old</i>	<i>Very Low</i>	<i>Very Large</i>	<i>Very High</i>	<i>Low</i>
421	<i>Very Old</i>	<i>Low</i>	<i>Small</i>	<i>Very Low</i>	<i>High</i>
422	<i>Very Old</i>	<i>Low</i>	<i>Small</i>	<i>Low</i>	<i>High</i>
423	<i>Very Old</i>	<i>Low</i>	<i>Small</i>	<i>Normal</i>	<i>High</i>
424	<i>Very Old</i>	<i>Low</i>	<i>Small</i>	<i>High</i>	<i>High</i>
425	<i>Very Old</i>	<i>Low</i>	<i>Small</i>	<i>Very High</i>	<i>Normal</i>
426	<i>Very Old</i>	<i>Low</i>	<i>Medium</i>	<i>Very Low</i>	<i>High</i>
427	<i>Very Old</i>	<i>Low</i>	<i>Medium</i>	<i>Low</i>	<i>High</i>
428	<i>Very Old</i>	<i>Low</i>	<i>Medium</i>	<i>Normal</i>	<i>High</i>
429	<i>Very Old</i>	<i>Low</i>	<i>Medium</i>	<i>High</i>	<i>Normal</i>
430	<i>Very Old</i>	<i>Low</i>	<i>Medium</i>	<i>Very High</i>	<i>Normal</i>
431	<i>Very Old</i>	<i>Low</i>	<i>Large</i>	<i>Very Low</i>	<i>High</i>
432	<i>Very Old</i>	<i>Low</i>	<i>Large</i>	<i>Low</i>	<i>Normal</i>
433	<i>Very Old</i>	<i>Low</i>	<i>Large</i>	<i>Normal</i>	<i>Normal</i>
434	<i>Very Old</i>	<i>Low</i>	<i>Large</i>	<i>High</i>	<i>Normal</i>
435	<i>Very Old</i>	<i>Low</i>	<i>Large</i>	<i>Very High</i>	<i>Normal</i>
436	<i>Very Old</i>	<i>Low</i>	<i>Very Large</i>	<i>Very Low</i>	<i>High</i>
437	<i>Very Old</i>	<i>Low</i>	<i>Very Large</i>	<i>Low</i>	<i>Normal</i>
438	<i>Very Old</i>	<i>Low</i>	<i>Very Large</i>	<i>Normal</i>	<i>Normal</i>

<i>Rule</i>	<i>Kondisi Jika</i>				<i>Keluaran</i>
	<i>AGE</i>	<i>PSA</i>	<i>PV</i>	<i>%fPSA</i>	<i>PCR</i>
439	<i>Very Old</i>	<i>Low</i>	<i>Very Large</i>	<i>High</i>	<i>Normal</i>
440	<i>Very Old</i>	<i>Low</i>	<i>Very Large</i>	<i>Very High</i>	<i>Low</i>
441	<i>Very Old</i>	<i>Normal</i>	<i>Small</i>	<i>Very Low</i>	<i>Very High</i>
442	<i>Very Old</i>	<i>Normal</i>	<i>Small</i>	<i>Low</i>	<i>High</i>
443	<i>Very Old</i>	<i>Normal</i>	<i>Small</i>	<i>Normal</i>	<i>High</i>
444	<i>Very Old</i>	<i>Normal</i>	<i>Small</i>	<i>High</i>	<i>High</i>
445	<i>Very Old</i>	<i>Normal</i>	<i>Small</i>	<i>Very High</i>	<i>High</i>
446	<i>Very Old</i>	<i>Normal</i>	<i>Medium</i>	<i>Very Low</i>	<i>High</i>
447	<i>Very Old</i>	<i>Normal</i>	<i>Medium</i>	<i>Low</i>	<i>High</i>
448	<i>Very Old</i>	<i>Normal</i>	<i>Medium</i>	<i>Normal</i>	<i>High</i>
449	<i>Very Old</i>	<i>Normal</i>	<i>Medium</i>	<i>High</i>	<i>High</i>
450	<i>Very Old</i>	<i>Normal</i>	<i>Medium</i>	<i>Very High</i>	<i>Normal</i>
451	<i>Very Old</i>	<i>Normal</i>	<i>Large</i>	<i>Very Low</i>	<i>High</i>
452	<i>Very Old</i>	<i>Normal</i>	<i>Large</i>	<i>Low</i>	<i>High</i>
453	<i>Very Old</i>	<i>Normal</i>	<i>Large</i>	<i>Normal</i>	<i>High</i>
454	<i>Very Old</i>	<i>Normal</i>	<i>Large</i>	<i>High</i>	<i>Normal</i>
455	<i>Very Old</i>	<i>Normal</i>	<i>Large</i>	<i>Very High</i>	<i>Normal</i>
456	<i>Very Old</i>	<i>Normal</i>	<i>Very Large</i>	<i>Very Low</i>	<i>High</i>
457	<i>Very Old</i>	<i>Normal</i>	<i>Very Large</i>	<i>Low</i>	<i>Normal</i>
458	<i>Very Old</i>	<i>Normal</i>	<i>Very Large</i>	<i>Normal</i>	<i>Normal</i>
459	<i>Very Old</i>	<i>Normal</i>	<i>Very Large</i>	<i>High</i>	<i>Normal</i>
460	<i>Very Old</i>	<i>Normal</i>	<i>Very Large</i>	<i>Very High</i>	<i>Normal</i>
461	<i>Very Old</i>	<i>High</i>	<i>Small</i>	<i>Very Low</i>	<i>Very High</i>
462	<i>Very Old</i>	<i>High</i>	<i>Small</i>	<i>Low</i>	<i>Very High</i>
463	<i>Very Old</i>	<i>High</i>	<i>Small</i>	<i>Normal</i>	<i>High</i>
464	<i>Very Old</i>	<i>High</i>	<i>Small</i>	<i>High</i>	<i>High</i>
465	<i>Very Old</i>	<i>High</i>	<i>Small</i>	<i>Very High</i>	<i>High</i>
466	<i>Very Old</i>	<i>High</i>	<i>Medium</i>	<i>Very Low</i>	<i>Very High</i>
467	<i>Very Old</i>	<i>High</i>	<i>Medium</i>	<i>Low</i>	<i>High</i>
468	<i>Very Old</i>	<i>High</i>	<i>Medium</i>	<i>Normal</i>	<i>High</i>
469	<i>Very Old</i>	<i>High</i>	<i>Medium</i>	<i>High</i>	<i>High</i>
470	<i>Very Old</i>	<i>High</i>	<i>Medium</i>	<i>Very High</i>	<i>High</i>
471	<i>Very Old</i>	<i>High</i>	<i>Large</i>	<i>Very Low</i>	<i>High</i>
472	<i>Very Old</i>	<i>High</i>	<i>Large</i>	<i>Low</i>	<i>High</i>
473	<i>Very Old</i>	<i>High</i>	<i>Large</i>	<i>Normal</i>	<i>High</i>
474	<i>Very Old</i>	<i>High</i>	<i>Large</i>	<i>High</i>	<i>High</i>
475	<i>Very Old</i>	<i>High</i>	<i>Large</i>	<i>Very High</i>	<i>Normal</i>
476	<i>Very Old</i>	<i>High</i>	<i>Very Large</i>	<i>Very Low</i>	<i>High</i>
477	<i>Very Old</i>	<i>High</i>	<i>Very Large</i>	<i>Low</i>	<i>High</i>
478	<i>Very Old</i>	<i>High</i>	<i>Very Large</i>	<i>Normal</i>	<i>High</i>
479	<i>Very Old</i>	<i>High</i>	<i>Very Large</i>	<i>High</i>	<i>Normal</i>
480	<i>Very Old</i>	<i>High</i>	<i>Very Large</i>	<i>Very High</i>	<i>Normal</i>
481	<i>Very Old</i>	<i>Very High</i>	<i>Small</i>	<i>Very Low</i>	<i>Very High</i>
482	<i>Very Old</i>	<i>Very High</i>	<i>Small</i>	<i>Low</i>	<i>Very High</i>

<i>Rule</i>	Kondisi Jika				Keluaran
	AGE	PSA	PV	%fPSA	PCR
483	<i>Very Old</i>	<i>Very High</i>	<i>Small</i>	<i>Normal</i>	<i>Very High</i>
484	<i>Very Old</i>	<i>Very High</i>	<i>Small</i>	<i>High</i>	<i>Very High</i>
485	<i>Very Old</i>	<i>Very High</i>	<i>Small</i>	<i>Very High</i>	<i>High</i>
486	<i>Very Old</i>	<i>Very High</i>	<i>Medium</i>	<i>Very Low</i>	<i>Very High</i>
487	<i>Very Old</i>	<i>Very High</i>	<i>Medium</i>	<i>Low</i>	<i>Very High</i>
488	<i>Very Old</i>	<i>Very High</i>	<i>Medium</i>	<i>Normal</i>	<i>Very High</i>
489	<i>Very Old</i>	<i>Very High</i>	<i>Medium</i>	<i>High</i>	<i>High</i>
490	<i>Very Old</i>	<i>Very High</i>	<i>Medium</i>	<i>Very High</i>	<i>High</i>
491	<i>Very Old</i>	<i>Very High</i>	<i>Large</i>	<i>Very Low</i>	<i>Very High</i>
492	<i>Very Old</i>	<i>Very High</i>	<i>Large</i>	<i>Low</i>	<i>Very High</i>
493	<i>Very Old</i>	<i>Very High</i>	<i>Large</i>	<i>Normal</i>	<i>High</i>
494	<i>Very Old</i>	<i>Very High</i>	<i>Large</i>	<i>High</i>	<i>High</i>
495	<i>Very Old</i>	<i>Very High</i>	<i>Large</i>	<i>Very High</i>	<i>High</i>
496	<i>Very Old</i>	<i>Very High</i>	<i>Very Large</i>	<i>Very Low</i>	<i>Very High</i>
497	<i>Very Old</i>	<i>Very High</i>	<i>Very Large</i>	<i>Low</i>	<i>High</i>
498	<i>Very Old</i>	<i>Very High</i>	<i>Very Large</i>	<i>Normal</i>	<i>High</i>
499	<i>Very Old</i>	<i>Very High</i>	<i>Very Large</i>	<i>High</i>	<i>High</i>
500	<i>Very Old</i>	<i>Very High</i>	<i>Very Large</i>	<i>Very High</i>	<i>Normal</i>

Sistem ini menggunakan metode inferensi Mamdani, yang lebih disukai dalam pengambilan keputusan medis karena interpretabilitas dan transparansi linguistiknya. Evaluasi aturan dilakukan dengan menggunakan operator minimum (*min*) untuk menentukan kekuatan aktivasi, sedangkan agregasi maksimum (*max*) menggabungkan *output* dari semua aturan aktif (Alqudah 2017; Dewi dan Purnomo 2010), (Gayathri dan Sumathi 2016). Dibandingkan dengan alternatif seperti model Sugeno dan Tsukamoto, Mamdani menawarkan keterbacaan yang unggul untuk ahli manusia dan lebih cocok untuk menangani hubungan nonlinier kompleks yang sering diamati dalam data klinis (Gilda & Satarkar, 2020; Ouifak & Idri, 2023).

4. Proses Inferensi dan Defuzzifikasi

F-MES yang diusulkan mengadopsi metode inferensi *fuzzy* Mamdani, pendekatan yang diakui secara luas dalam sistem ahli medis karena struktur intuitif dan kemampuannya untuk memodelkan hubungan klinis yang tidak linier dan tidak pasti (Alqudah, 2017) Metode ini memfasilitasi penalaran yang

dapat ditafsirkan yang selaras dengan penilaian klinis, sehingga sangat cocok untuk diagnostik perawatan kesehatan (Gayathri & Sumathi, 2016).

Proses inferensi dalam sistem yang diusulkan melibatkan empat tahap utama. Pertama, tahap fuzzifikasi memetakan setiap variabel *input* eksplisit (Usia, PSA, PV, dan %fPSA) ke dalam set *fuzzy* yang sesuai menggunakan fungsi keanggotaan segitiga atau trapesium yang telah ditentukan sebelumnya. Selanjutnya, selama evaluasi aturan, operator minimum (*min*) digunakan untuk menentukan kekuatan aktivasi, yang menunjukkan sejauh mana nilai *input* memenuhi kondisi anteseden dari setiap aturan *fuzzy*. Aturan yang diaktifkan ini kemudian dikumpulkan menggunakan operator maksimum (*max*), menghasilkan set *fuzzy* komposit yang menangkap efek gabungan dari semua aturan yang berlaku pada PCR. Untuk mengubah *output fuzzy* menjadi skor risiko yang tepat dan dapat ditafsirkan secara klinis, penelitian ini menggunakan teknik defuzzifikasi *centroid*, juga dikenal sebagai metode pusat gravitasi (COG) atau pusat area (COA). Teknik ini menentukan titik kesetimbangan *output fuzzy* agregat dengan menghitung rata-rata tertimbang di seluruh domainnya, sehingga memberikan nilai pasti tunggal yang mewakili hasil inferensi *fuzzy*. Metode *centroid* banyak digunakan karena interpretasi intuitif dan konsistensinya dalam konteks pengambilan keputusan medis (Lima et al., 2025). Hasilnya, ini menghasilkan nilai PCR tunggal yang pasti yang mempertahankan interpretabilitas yang diperlukan dalam pengambilan keputusan medis, sambil memastikan transisi yang mulus antara kategori risiko berdasarkan struktur logika *fuzzy* yang mendasarinya (Mallick & Das, 2021). Defuzzifikasi *centroid* secara matematis dinyatakan dalam Persamaan (1):

$$Z = \frac{\int \mu_c(z) * z \, dz}{\int \mu_c(z) \, dz} \quad (1)$$

Dalam Persamaan (1) di atas, ($\mu_c z$) menunjukkan tingkat keanggotaan pada titik z tertentu. Parameter ini menentukan interval di mana rata-rata tertimbang dihitung. Dengan menerapkan metode ini, sistem menghasilkan skor risiko yang tidak hanya diperoleh melalui formulasi matematis yang ketat tetapi juga selaras

dengan penalaran klinis, menawarkan alternatif yang lebih fleksibel dan dapat ditafsirkan untuk ambang biner kaku yang biasa digunakan dalam diagnostik tradisional.

Ilustrasi Simulasi Sistem F-MES

Untuk mengilustrasikan kinerja dari F-MES yang diusulkan, dilakukan simulasi terhadap pasien dengan parameter klinis sebagai berikut: Usia = 75 tahun, PSA = 10 ng/ml, PV = 34 ml, dan %fPSA = 7,6. Berdasarkan fungsi keanggotaan yang telah ditentukan sebelumnya, nilai-nilai input numerik tersebut dikonversi menjadi derajat keanggotaan fuzzy (membership degree) sebagai berikut:

- Age = 75, $\mu_{Old} = 0.62$
- PSA = 10, $\mu_{Normal} = 0.55$, $\mu_{High} = 0.50$
- PV = 34, $\mu_{Medium} = 0.93$
- %fPSA = 7.6, $\mu_{Very\ Low} = 1$

Dengan derajat keanggotaan tersebut, beberapa aturan *fuzzy* teraktivasi. Nilai kekuatan aktivasi (α) untuk masing-masing aturan dihitung menggunakan operator *minimum* (*min*). Evaluasi dua aturan ditunjukkan sebagai berikut:

Aturan 1:

JIKA Usia Sangat Tua DAN PSA Normal DAN PV Sedang DAN % fPSA Sangat Rendah MAKA PCR Tinggi

$$\alpha_1 = \min(0,62, 0,50, 0,93, 1) = 0,50$$

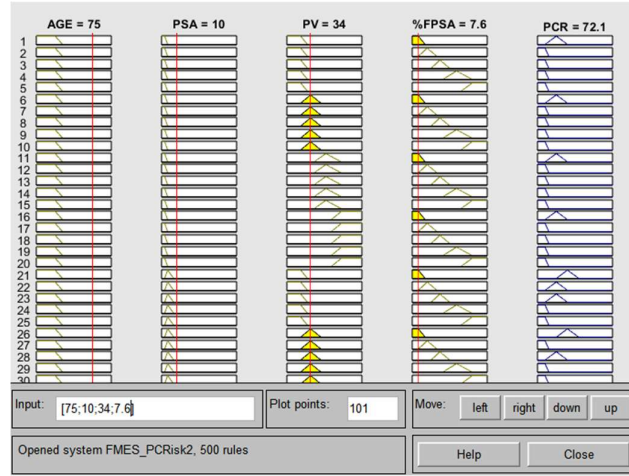
Aturan 2:

JIKA Usia Sangat Tua DAN PSA Tinggi DAN PV Sedang DAN % fPSA Sangat Rendah MAKA PCR Sangat Tinggi

$$\alpha_2 = \min(0,62, 0,50, 0,93, 1) = 0,50$$

Setiap aturan yang aktif berkontribusi terhadap pembentukan kurva keanggotaan *output* (*fuzzy output set*), menghasilkan agregasi wilayah *fuzzy* komposit. Proses defuzzifikasi dilakukan menggunakan metode *centroid* (pusat gravitasi) melalui MATLAB Fuzzy Logic Toolbox. Hasil defuzzifikasi menunjukkan nilai akhir **Prostate Cancer Risk (PCR)** sebesar **72,1%**.

Karena nilai PCR ini berada **di atas ambang klinis 50%**, maka sistem menyarankan bahwa pasien memerlukan tindak lanjut berupa prosedur biopsi. Seluruh tahapan mulai dari **fuzzifikasi, aktivasi aturan, agregasi, hingga defuzzifikasi**, diimplementasikan secara terintegrasi dalam lingkungan MATLAB.



Gambar 3.18 Perhitungan PCR

5. Evaluasi Kinerja

Kinerja sistem F-MES yang diusulkan dievaluasi menggunakan dataset sebanyak 90 kasus yang telah divalidasi secara klinis. Hasil prediksi yang dihasilkan oleh sistem dibandingkan dengan hasil biopsi aktual, serta diverifikasi lebih lanjut melalui proses inferensi logika *fuzzy* secara manual. Evaluasi kinerja sistem dilakukan dengan menggunakan metrik-metrik yang diperoleh dari *confusion matrix*, yaitu *accuracy*, *precision*, *recall*, *specificity*, dan *F1-score*, sebagaimana dirumuskan dalam Persamaan (2) hingga (6):

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{Number of correct prediction}}{\text{Total number of case}} * 100\% \quad (2)$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (3)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (4)$$

$$\text{Specificity} = \frac{TN}{TN + FP} \quad (5)$$

$$F1 - score = 2 * \frac{Precision * Recall}{Precision + Recall} \quad (6)$$

Keterangan:

- TP (*True Positive*): Kasus positif yang diprediksi positif oleh sistem
- TN (*True Negative*): Kasus negatif yang diprediksi negatif oleh sistem
- FP (*False Positive*): Kasus negatif yang diprediksi positif oleh sistem
- FN (*False Negative*): Kasus positif yang diprediksi negatif oleh sistem

Evaluasi ini bertujuan untuk menilai sejauh mana sistem mampu memprediksi risiko kanker prostat secara akurat dan andal, baik dari sisi deteksi positif maupun penghindaran kesalahan diagnosis negatif.

3.5 Diagram Alir Penelitian Analisa Perbandingan Dampak Pemilihan Fitur pada Pembelajaran Mesin untuk Kanker Prostat

Penelitian ini diawali dengan pemanfaatan dataset kanker prostat, yang kemudian diproses melalui tahap seleksi fitur guna menyaring informasi yang paling relevan. Dalam tahap ini, digunakan dua metode seleksi fitur, yaitu *Information Gain* (IG) dan *Gain Ratio* (GR), untuk memastikan bahwa hanya fitur-fitur signifikan yang dipertahankan dalam proses klasifikasi.

Pemilihan IG dan GR didasarkan pada keunggulan keduanya dalam mengidentifikasi atribut yang paling informatif secara efisien, terutama pada dataset berskala kecil hingga menengah. IG telah terbukti efektif dalam mengevaluasi kontribusi relatif suatu fitur terhadap klasifikasi, sebagaimana ditunjukkan oleh penelitian (Kurniabudi et al., 2020), yang mengaplikasikan IG dalam diagnosis kanker prostat berbasis *Naïve Bayes* dan mencapai akurasi prediksi yang kompetitif.

Namun, karena IG cenderung bias terhadap atribut dengan banyak nilai kategori, maka GR digunakan sebagai perbaikannya. GR menormalkan nilai IG terhadap entropi intrinsik, sehingga memberikan hasil seleksi yang lebih seimbang. Studi oleh (Tamilmani & Sughasiny, 2021) juga mendukung efektivitas GR dalam

pengembangan sistem berbasis pohon keputusan untuk diagnosis kanker prostat, karena mampu mengurangi dominasi fitur yang tidak relevan.

Dengan demikian, kombinasi IG dan GR memberikan pendekatan yang komprehensif dalam pemilihan fitur, serta mampu meningkatkan akurasi, efisiensi, dan interpretabilitas model klasifikasi dalam konteks diagnosis kanker prostat.

Data hasil seleksi fitur selanjutnya digunakan dalam tahap klasifikasi. Beberapa algoritma pembelajaran mesin direkomendasikan untuk analisis klasifikasi kanker prostat berbasis fitur yang telah diseleksi seperti *Random Forest*, *SVM*, *J48*, *AdaBoost*, dan *Naive Bayes*, berdasarkan hasil penelitian sebelumnya. Algoritma-algoritma ini digunakan untuk mengenali pola dan melakukan prediksi terhadap risiko kanker prostat.

Random Forest merupakan salah satu algoritma yang sangat disarankan karena kemampuannya dalam menangani dataset kecil dan tidak seimbang, seperti pada kasus kanker prostat. Algoritma ini toleran terhadap *noise* dan *overfitting* karena menggunakan pendekatan *bagging* dan *ensemble learning*. *Random Forest* mampu mencapai akurasi di atas 80% dalam pengolahan data medis yang kompleks dan penuh variabel numerik (Stanley et al., 2024; Ye et al., 2023).

Support Vector Machine (SVM) juga menjadi pilihan utama karena memiliki keunggulan dalam memisahkan kelas tidak seimbang dengan margin optimal. Algoritma ini sangat efektif digunakan pada dataset berdimensi tinggi yang telah melalui tahap seleksi fitur, seperti melalui metode *Information Gain* (IG) atau *Gain Ratio* (GR). *SVM* menghasilkan performa sensitivitas dan spesifisitas yang baik dalam klasifikasi kanker prostat (Alkadi et al., 2019; Liu et al., 2021).

Selanjutnya, *J48 (C4.5 Decision Tree)* direkomendasikan karena struktur modelnya yang mudah diinterpretasikan, yang sangat penting untuk aplikasi klinis. Algoritma ini dapat menghasilkan aturan klasifikasi yang logis dan transparan, mendukung pengambilan keputusan medis secara lebih informatif (Cuocolo et al., 2019). Hal ini dibuktikan melalui penelitian oleh Cuocolo et al. (2019) yang mengembangkan sistem diagnosis kanker prostat berbasis aturan menggunakan model *J48*.

AdaBoost menjadi alternatif yang menjanjikan karena mampu meningkatkan kinerja model lemah seperti J48 melalui pendekatan *boosting*. Dengan menggabungkan beberapa model sederhana, *AdaBoost* efektif dalam memperbaiki kesalahan klasifikasi minor. Penggunaan *AdaBoost* dapat meningkatkan akurasi dan stabilitas prediksi dalam deteksi dini kanker prostat (Mohammed Ismail et al., 2020).

Terakhir, *Naïve Bayes* dipertimbangkan sebagai model dasar (*baseline model*) yang sederhana namun cukup kompetitif. Algoritma ini sangat ringan secara komputasi dan cepat dalam proses pelatihan, menjadikannya cocok untuk *dataset* berukuran kecil. Meskipun *Naïve Bayes* mengasumsikan independensi antar fitur, *Naïve Bayes* tetap mampu memberikan performa yang memadai dalam diagnosis kanker prostat (Nematollahi et al., 2023).

Untuk memperkuat analisis dan pemilihan algoritma yang digunakan dalam penelitian ini, berikut disajikan ringkasan karakteristik utama dari masing-masing algoritma pembelajaran mesin yang direkomendasikan. Tabel 3.17 merangkum keunggulan utama serta kecocokan penerapan algoritma terhadap karakteristik dataset kanker prostat yang digunakan.

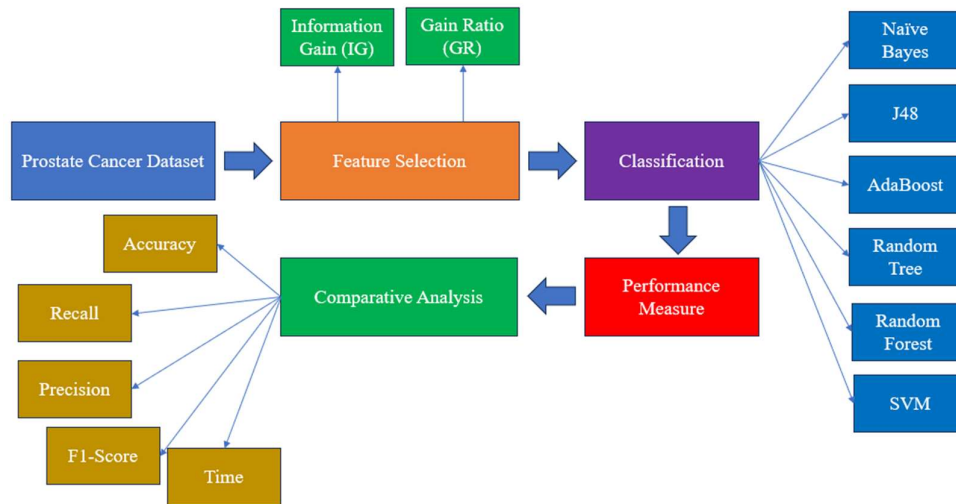
Tabel 3.17 Ringkasan keunggulan dan kesesuaian algoritma

Algoritma	Kelebihan Utama	Ketepatan untuk
<i>Random Forest</i>	Akurasi tinggi, tahan noise, stabil pada data kecil	Semua tipe fitur
<i>SVM</i>	Margin optimal, unggul pada fitur terpilih	Dataset kecil/menengah
<i>J48</i>	Interpretasi mudah, mendukung keputusan medis	Aplikasi klinis
<i>AdaBoost</i>	Meningkatkan performa model lemah	Kombinasi dengan J48 atau <i>Naïve Bayes</i>
<i>Naïve Bayes</i>	Ringan dan cepat, <i>baseline</i> yang kuat	Dataset kecil dengan fitur formatif

Kinerja dari masing-masing model klasifikasi kemudian dievaluasi menggunakan sejumlah metrik evaluasi, yang meliputi akurasi, *recall*, *precision*, *F1-score*, serta

waktu pemrosesan. Seluruh metrik tersebut dianalisis dalam konteks perbandingan performa guna menentukan algoritma mana yang paling akurat dan efisien dalam mendeteksi kanker prostat.

Dengan pendekatan ini, penelitian bertujuan untuk mengidentifikasi metode terbaik yang dapat meningkatkan akurasi diagnosis serta mempercepat pengambilan keputusan klinis. Desain metode yang diusulkan ditunjukkan pada Gambar 3.19.



Gambar 3.19 Desain metode yang diusulkan

1. Pengumpulan dan Karakteristik *Dataset*

Penelitian ini menggunakan dataset kanker prostat yang diperoleh dari Kaggle (<https://www.kaggle.com/datasets/sajidsaifi/prostate-cancer>). Dataset tersebut terdiri atas 100 sampel, dengan distribusi awal: kelas "Benign" sebanyak 38 sampel dan "Malignant" sebanyak 62 sampel. Setelah diterapkan teknik SMOTE untuk menyeimbangkan distribusi kelas, jumlah total data meningkat menjadi 138 sampel, terdiri dari 76 sampel *benign* dan 62 sampel *malignant*.

Dataset ini memuat 8 fitur utama yang digunakan dalam proses analisis klasifikasi, sebagaimana ditampilkan pada Tabel 3.18 berikut.

Tabel 3.18 Fitur dan deskripsi dataset kanker prostat

ID	Fitur							
Pasien	f1	f2	f3	f4	f5	f6	f7	f8
1.	23	12	151	954	0,143	0,278	0,242	0,079
2.	9	13	133	1.326	0,143	0,079	0,181	0,057
3.	21	27	130	1.203	0,125	0,16	0,207	0,06
4.	14	16	78	386	0,07	0,284	0,26	0,097
5.	9	19	135	1.297	0,141	0,133	0,181	0,059
6.	25	25	83	477	0,128	0,17	0,209	0,076
7.	16	26	120	1.040	0,095	0,109	0,179	0,057
8.	15	18	90	578	0,119	0,165	0,22	0,075
9.	19	24	88	520	0,127	0,193	0,235	0,074
10.	25	11	84	476	0,119	0,24	0,203	0,082
11.	24	21	103	798	0,082	0,067	0,153	0,057
12.	17	15	104	781	0,097	0,129	0,184	0,061
13.	14	15	132	1.123	0,097	0,246	0,24	0,078
14.	12	22	104	783	0,084	0,1	0,185	0,053
15.	12	13	94	578	0,113	0,229	0,207	0,077
16.	22	19	97	659	0,114	0,16	0,23	0,071
17.	10	16	95	685	0,099	0,072	0,159	0,059
18.	15	14	108	799	0,117	0,202	0,216	0,074
19.	20	14	130	1.260	0,098	0,103	0,158	0,054
20.	17	11	87	566	0,098	0,081	0,189	0,058
21.	16	14	86	520	0,108	0,127	0,197	0,068
22.	17	24	60	274	0,102	0,065	0,182	0,069
23.	20	27	103	704	0,107	0,214	0,252	0,07
24.	19	12	137	1.404	0,094	0,102	0,177	0,053
25.	9	13	110	905	0,112	0,146	0,2	0,063
26.	19	27	116	913	0,119	0,228	0,304	0,074
27.	10	24	97	645	0,105	0,187	0,225	0,069
28.	16	24	122	1.094	0,094	0,107	0,17	0,057
29.	15	15	102	732	0,108	0,17	0,193	0,065
30.	11	16	115	955	0,098	0,116	0,174	0,61
31.	11	22	125	1.088	0,106	0,189	0,218	0,062
32.	23	26	78	441	0,111	0,152	0,23	0,078
33.	20	18	113	899	0,12	0,15	0,225	0,064
34.	11	21	128	1.162	0,094	0,172	0,185	0,063
35.	16	23	107	807	0,104	0,156	0,2	0,065
36.	10	13	110	870	0,096	0,134	0,19	0,057

ID	Fitur							
Pasien	f1	f2	f3	f4	f5	f6	f7	f8
37.	18	12	94	633	0,098	0,11	0,189	0,061
38.	21	11	83	524	0,09	0,038	0,147	0,059
39.	11	15	96	699	0,094	0,051	0,157	0,055
40.	10	14	88	559	0,102	0,126	0,172	0,064
41.	24	16	86	563	0,082	0,06	0,178	0,056
42.	19	27	72	371	0,123	0,122	0,19	0,069
43.	11	11	128	1.104	0,091	0,219	0,231	0,063
44.	15	21	87	545	0,104	0,144	0,197	0,068
45.	10	15	85	532	0,097	0,105	0,175	0,062
46.	18	11	124	1.076	0,11	0,169	0,191	0,06
47.	22	12	52	202	0,086	0,059	0,177	0,065
48.	20	14	86	535	0,116	0,123	0,213	0,068
49.	20	21	78	449	0,103	0,091	0,168	0,06
50.	25	11	87	561	0,088	0,077	0,181	0,057
51.	19	25	75	428	0,086	0,05	0,15	0,059
52.	19	22	87	572	0,077	0,061	0,135	0,06
53.	25	15	76	438	0,083	0,048	0,187	0,061
54.	14	26	120	1.033	0,115	0,149	0,209	0,063
55.	18	25	97	713	0,091	0,071	0,162	0,057
56.	18	13	73	409	0,095	0,055	0,192	0,059
57.	10	19	126	1.152	0,105	0,127	0,192	0,06
58.	17	20	96	657	0,114	0,137	0,203	0,068
59.	22	15	83	527	0,081	0,038	0,182	0,055
60.	23	26	54	225	0,098	0,053	0,168	0,072
61.	15	18	65	312	0,113	0,081	0,274	0,07
62.	25	15	55	222	0,124	0,09	0,183	0,068
63.	12	22	96	646	0,105	0,201	0,195	0,073
64.	24	17	59	261	0,077	0,088	0,234	0,07
65.	16	19	83	499	0,112	0,126	0,191	0,066
66.	11	21	97	668	0,117	0,148	0,195	0,067
67.	12	13	60	269	0,104	0,078	0,172	0,069
68.	18	12	72	394	0,081	0,047	0,152	0,057
69.	16	17	59	251	0,107	0,141	0,211	0,08
70.	17	21	81	503	0,098	0,052	0,159	0,057
71.	21	18	124	1.130	0,09	0,103	0,158	0,055
72.	9	26	59	244	0,098	0,153	0,19	0,09

ID	Fitur							
Pasien	f1	f2	f3	f4	f5	f6	f7	f8
73.	21	12	114	929	0,107	0,183	0,193	0,065
74.	22	25	90	584	0,101	0,128	0,166	0,066
75.	18	13	79	471	0,092	0,068	0,172	0,059
76.	21	18	104	818	0,092	0,084	0,18	0,054
77.	10	17	88	559	0,129	0,105	0,24	0,066
78.	11	21	120	1.006	0,107	0,215	0,215	0,067
79.	16	18	144	1.245	0,129	0,345	0,291	0,081
80.	22	16	83	506	0,099	0,095	0,172	0,06
81.	10	18	74	402	0,11	0,094	0,184	0,07
82.	17	21	86	520	0,108	0,154	0,194	0,069
83.	10	15	172	1.878	0,106	0,267	0,183	0,068
84.	20	14	129	1.132	0,122	0,179	0,163	0,072
85.	25	21	77	443	0,097	0,072	0,208	0,06
86.	14	13	121	1.075	0,099	0,105	0,213	0,06
87.	19	26	94	648	0,094	0,099	0,208	0,056
88.	19	11	122	1.076	0,09	0,121	0,195	0,056
89.	11	11	80	466	0,088	0,094	0,193	0,064
90.	12	23	96	652	0,113	0,134	0,212	0,063
91.	23	27	95	663	0,09	0,086	0,169	0,059
92.	10	12	100	728	0,092	0,104	0,172	0,061
93.	14	14	85	552	0,074	0,051	0,139	0,053
94.	10	17	87	555	0,102	0,082	0,164	0,057
95.	22	26	100	706	0,104	0,155	0,186	0,063
96.	23	16	132	1.264	0,091	0,131	0,21	0,056
97.	22	14	78	451	0,105	0,071	0,19	0,066
98.	19	27	62	295	0,102	0,053	0,135	0,069
99.	21	24	74	413	0,09	0,075	0,162	0,066
100.	16	27	94	643	0,098	0,114	0,188	0,064

Keterangan:

f1 *Radius*

f2 *Texture*

f3 *Perimeter*

f4 *Area*

f5 *Smoothness*

f6 *Compactness*

f7 *Symmetry*

f8 *Fractal Dimension*

Meskipun jumlah data dalam penelitian ini relatif kecil, tetap mampu memberikan hasil yang valid karena beberapa alasan. Pertama, rasio distribusi kelas antara *Benign* dan *Malignant* cukup proporsional, sehingga tetap representatif untuk keperluan klasifikasi. Kedua, penggunaan metode *10-fold cross-validation* memastikan bahwa setiap sampel data berkontribusi baik dalam proses pelatihan maupun pengujian, sehingga menghasilkan hasil yang lebih stabil dan bebas bias.

Selain itu, keterbatasan akses terhadap dataset medis yang lebih besar menjadi tantangan tersendiri, terutama karena faktor etika dan privasi pasien. Untuk mengatasi masalah ketidakseimbangan kelas, penelitian ini menggunakan teknik *Synthetic Minority Over-sampling Technique* (SMOTE) yang terbukti efektif dalam memperbaiki kinerja model klasifikasi terhadap kelas minoritas.

2. Pra-Pemrosesan Data

Pada tahap pra-pemrosesan data, dilakukan seleksi fitur untuk menghilangkan atribut yang tidak relevan guna meningkatkan efisiensi dan akurasi model. Dalam penelitian ini, perangkat lunak WEKA (versi 3.9.2) digunakan sebagai alat utama dalam analisis data. WEKA menyediakan berbagai fungsi analitik seperti klasifikasi, regresi, pengelompokan, dan seleksi atribut.

Metode seleksi fitur yang digunakan adalah *Information Gain* (IG) dan *Gain Ratio* (GR). Kedua metode ini mengevaluasi kontribusi setiap fitur terhadap variabel target dengan menghitung nilai bobot (*weight*) berdasarkan informasi yang diperoleh dari dataset. *Weight* pada IG dihitung dengan menggunakan persamaan:

$$IG(x) = H(Class) - H(Class | X) \quad (7)$$

di mana H adalah entropi. Semakin besar pengurangan entropi (*information gain*), semakin besar kontribusi fitur tersebut terhadap klasifikasi.

Sedangkan untuk *Gain Ratio*, digunakan persamaan:

$$GR(x) = \frac{IG(x)}{H(x)} \quad (8)$$

Gain Ratio memperbaiki kelemahan IG yang cenderung bias terhadap fitur dengan banyak nilai kategori, dengan membagi nilai IG terhadap entropi fitur tersebut sendiri.

3. Seleksi Fitur

Seleksi fitur merupakan komponen krusial dalam penelitian ini karena berperan dalam mengurangi kompleksitas model, meningkatkan akurasi, dan mencegah *overfitting*. Penelitian ini menggunakan dua teknik seleksi fitur utama, yaitu IG dan GR. Kedua metode ini telah terbukti efektif dalam mengidentifikasi fitur-fitur paling relevan dalam konteks klasifikasi.

Pemilihan IG dan GR didasarkan pada sejumlah keunggulan. Keduanya sangat sesuai untuk dataset berukuran kecil hingga menengah, karena memiliki efisiensi pemrosesan tinggi dan tidak memerlukan sumber daya komputasi besar. Selain itu, GR mampu mengatasi kelemahan IG yang cenderung bias terhadap fitur dengan banyak kategori, dengan menyesuaikan nilai informasi terhadap entropi atribut. Di sisi lain, metode seperti *Recursive Feature Elimination* (RFE), *Relief*, dan PCA memang akurat, namun lebih cocok untuk dataset yang lebih besar dan kompleks.

Hasil seleksi fitur menunjukkan bahwa hanya empat fitur utama yang memiliki bobot signifikan dalam diagnosis kanker prostat, yaitu *Perimeter* (f3), *Area* (f4), *Smoothness* (f5), dan *Compactness* (f6).

Hubungan masing-masing fitur dengan aspek medis terkait kanker prostat dijelaskan sebagai berikut:

- a. *Perimeter* (f3) dan *Area* (f4) merepresentasikan ukuran total sel prostat. Kanker prostat sering kali ditandai dengan pertumbuhan sel yang tidak terkendali, sehingga perimeter dan area yang lebih besar dapat mengindikasikan tingkat keganasan yang lebih tinggi.
- b. *Smoothness* (f5) menunjukkan tingkat kelicinan permukaan sel, yang dapat digunakan sebagai indikator morfologis dalam membedakan jaringan

normal dengan jaringan yang mengalami displasia atau keganasan, terutama dalam sistem deteksi otomatis berbasis citra.

- c. *Compactness* (f6) mengukur keteraturan bentuk sel. Sel kanker umumnya memiliki struktur yang lebih tidak teratur dibandingkan sel sehat, sehingga parameter ini menjadi penting dalam mendeteksi anomali bentuk yang berkaitan dengan keganasan.
- d. Sebaliknya, fitur-fitur seperti *Radius* (f1), *Texture* (f2), *Symmetry* (f7), dan *Fractal Dimension* (f8) dieliminasi karena kontribusinya relatif rendah terhadap proses klasifikasi. Hal ini disebabkan oleh adanya redundansi informasi, di mana informasi yang dikandung oleh fitur-fitur tersebut telah terwakili oleh fitur lain dengan signifikansi yang lebih tinggi.

4. Model *Machine Learning* dan Parameter Penggunaannya

Dataset yang telah melalui proses seleksi fitur digunakan untuk melatih dan menguji lima algoritma ML, yaitu: *Random Forest*, SVM, *J48 (Decision Tree)*, *AdaBoost*, dan *Naïve Bayes*. Sebagian besar algoritma dijalankan dengan parameter default dan hanya dilakukan penyetelan (*tuning*) minimal, guna menjaga keseimbangan antara kompleksitas komputasi dan kemampuan generalisasi model.

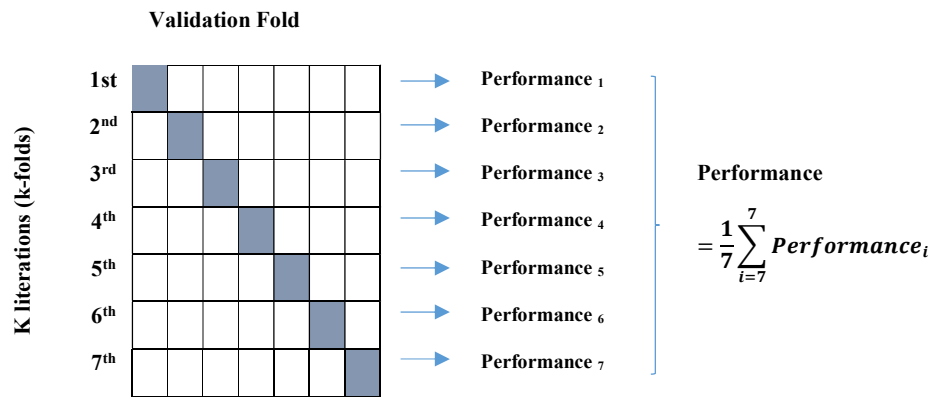
- *Random Forest*: dilatih menggunakan 100 pohon keputusan (*n_estimators* = 100).
- SVM: menggunakan kernel *Radial Basis Function* (RBF) dengan parameter *C* = 1.0 dan *gamma* = 'scale'.
- *J48 (Decision Tree)*: menerapkan *confidence factor* sebesar 0,25 dengan *pruning* diaktifkan.
- *AdaBoost*: dilatih dengan 50 estimator (*n_estimators* = 50).
- *Naïve Bayes*: menggunakan distribusi *Gaussian* tanpa parameter tambahan.

Penggunaan parameter default ini dilakukan untuk menyederhanakan proses evaluasi antar algoritma, sekaligus menjaga objektivitas perbandingan performa antar model.

5. Validasi Model

Untuk memastikan stabilitas hasil evaluasi dan meminimalkan potensi bias, digunakan metode *10-fold cross-validation*. Metode ini membagi dataset menjadi sepuluh *subset (fold)* dengan ukuran yang sama. Dalam setiap iterasi, sembilan *subset* digunakan untuk pelatihan model, sementara satu *subset* sisanya digunakan untuk pengujian. Proses ini diulang sebanyak sepuluh kali, sehingga setiap *subset* berperan sebagai data uji tepat satu kali.

Pendekatan ini sangat efektif, terutama pada *dataset* berukuran kecil, karena memungkinkan setiap sampel digunakan dalam proses pelatihan dan pengujian secara bergantian. Selain itu, metode ini mampu mengurangi variabilitas hasil evaluasi dibandingkan dengan pendekatan *train-test split* konvensional. Hal ini juga berkontribusi terhadap pengurangan risiko *overfitting*, karena model diuji pada berbagai kombinasi data yang berbeda, sehingga meningkatkan reliabilitas dan generalisasi performa model secara keseluruhan (T. Yan et al., 2022). Prosedur umum dari *k-fold cross-validation* digambarkan dalam Gambar 3.20.



Gambar 3.20 Prosedur validasi *k-fold*

6. Evaluasi Kinerja Model

Evaluasi kinerja model ML dilakukan menggunakan *confusion matrix* sebagaimana dikemukakan oleh Ohsaki et al. (2017), dengan sejumlah metrik utama yang digunakan untuk menilai performa klasifikasi.

- a. Akurasi mengukur persentase prediksi yang benar terhadap seluruh data.
- b. Presisi menggambarkan kemampuan model dalam meminimalkan *false positive* (positif palsu).
- c. Recall (sensitivitas) digunakan untuk mengevaluasi sejauh mana model mampu mendeteksi *true positive* (positif benar).
- d. Spesifisitas menunjukkan kemampuan model dalam mengidentifikasi kelas negatif dengan benar.
- e. *F1-score* dihitung sebagai rata-rata harmonis antara presisi dan recall, yang memberikan gambaran komprehensif terhadap kinerja model, terutama dalam kondisi distribusi data yang tidak seimbang.
- f. Tingkat kesalahan (*error rate*) menyatakan proporsi prediksi yang salah dibandingkan total jumlah data.
- g. Waktu penyelesaian (*execution time*) menjadi indikator efisiensi komputasi model, yang sangat penting dalam konteks aplikasi medis yang memerlukan hasil cepat dan akurat.

Ringkasan struktur *confusion matrix* (Ohsaki et al., 2017) yang digunakan dalam penelitian ini ditampilkan pada Tabel 3.19.

Tabel 3.19 *Confusion matrix*

	<i>Predicted positives</i>	<i>Predicted negatives</i>
<i>Actual positives instances</i>	<i>Number of true positives instance (TP)</i>	<i>Number of false negative instances (FN)</i>
<i>Actual negatives instances</i>	<i>Number of false positives (FP)</i>	<i>Number of true negatives instances (TN)</i>

BAB V. KESIMPULAN

Bab ini menyajikan rangkuman dari temuan utama yang diperoleh selama proses penelitian dan juga beberapa saran untuk penelitian mendatang, yang mencakup pengembangan dan evaluasi sistem kecerdasan buatan dalam prediksi dan diagnosis kanker prostat. Kesimpulan disimpulkan berdasarkan hasil eksperimen, analisis data, serta pengamatan literatur yang telah dilakukan pada bab-bab sebelumnya. Fokus utama penelitian ini adalah untuk mengkaji efektivitas berbagai pendekatan kecerdasan buatan, baik yang berbasis *rule-based* seperti sistem pakar *fuzzy* Mamdani maupun pembelajaran mesin algoritma, dalam meningkatkan akurasi, interpretabilitas, dan efisiensi diagnostik. Selain itu, penelitian ini juga menyoroti pentingnya integrasi metode berdasarkan aturan dengan teknik statistik modern guna menghasilkan sistem yang tidak hanya andal secara prediktif, tetapi juga dapat dipahami dan dipercaya oleh tenaga medis.

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil eksperimen dan analisis, diperoleh beberapa kesimpulan sebagai berikut:

1. Akurasi Model *Fuzzy* dibandingkan Prediksi Klinis. Model *fuzzy* yang dikembangkan menunjukkan potensi sebagai alat bantu diagnosis bagi dokter spesialis dalam menilai risiko kanker prostat. Nilai PCR yang dihasilkan berada dalam rentang prediksi klinis, sehingga relevan untuk dijadikan dasar pertimbangan dalam keputusan biopsi. Sistem pakar *fuzzy* Mamdani yang dibangun dengan empat parameter klinis (usia, PSA, PV, dan %fPSA) mampu menghasilkan *output* PCR berbasis persentase. Model ini menunjukkan kinerja prediktif yang baik dengan akurasi 81,11%, *recall* 88,64%, spesifisitas 73,91%, presisi 76,47%, dan *F1-score* 82,11%, melampaui model-model *fuzzy* sebelumnya (60%–77,5%). Nilai *Mean Absolute Error* (MAE) yang rendah sebesar 11,16% juga menunjukkan konsistensi sistem, memperkuat posisinya

sebagai alat pemeriksaan awal dan pendukung opini kedua. Keunggulan pendekatan *fuzzy* terletak pada interpretabilitasnya yang tinggi, dengan hasil berbasis aturan linguistik yang dapat dengan mudah dipahami oleh tenaga medis.

2. Karakteristik Tren Riset AI dalam Prediksi Kanker Prostat. Penelitian ini juga memberikan kontribusi melalui analisis bibliometrik dan sistematis terhadap tren riset kecerdasan buatan (AI) dalam diagnosis kanker prostat. Analisis terhadap 37 artikel terpilih dari tahun 2015–2022 (diambil dari *PubMed*, *Embase*, dan *Web of Science*) menunjukkan bahwa integrasi AI dalam sistem medis terus berkembang, terutama pada penerapan algoritma seperti DNN, HNN, FCN, QT untuk C++, dan ANN. Mayoritas penelitian (62%) memanfaatkan data citra medis dibandingkan data numerik, yang menunjukkan dominasi pendekatan berbasis visual dalam riset terkini.
3. Rancangan dan Pengembangan *Fuzzy Medical Expert System* (F-MES). F-MES dirancang menggunakan pendekatan *fuzzy* Mamdani dengan basis pengetahuan linguistik dan 500 aturan *IF-THEN* yang dirancang berdasarkan standar klinis (WHO dan EPCRC). Sistem ini dikembangkan untuk menghasilkan *output* risiko yang terukur dan terinterpretasi secara klinis, memungkinkan fleksibilitas dalam menangani kasus borderline dan meningkatkan kepercayaan tenaga medis dalam proses pengambilan keputusan.
4. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa algoritma SVM memiliki akurasi tertinggi (88%) dan performa terbaik dalam *precision* dan *recall*, meskipun dengan waktu komputasi paling lama (0,09 detik), sedangkan *Naïve Bayes* unggul dalam efisiensi waktu (0,01 detik) dengan akurasi yang tetap kompetitif (81%). Penerapan seleksi fitur menggunakan *Information Gain* dan *Gain Ratio* terbukti meningkatkan akurasi sebagian besar algoritma hingga rata-rata 2% secara signifikan ($p\text{-value} < 0,05$), kecuali SVM yang tetap stabil meskipun tanpa reduksi fitur. Temuan ini menunjukkan pentingnya pemilihan algoritma dan teknik seleksi fitur yang sesuai dengan kebutuhan aplikasi; kombinasi antara algoritma efisien seperti *Naïve Bayes* atau *AdaBoost* dengan seleksi fitur yang tepat dapat menghasilkan sistem diagnosis kanker prostat yang akurat, cepat, dan dapat diandalkan dalam praktik klinis.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil penelitian dan batasan yang diidentifikasi, berikut beberapa saran untuk pengembangan dan penelitian selanjutnya:

1. Disarankan untuk melakukan validasi lanjutan terhadap model *fuzzy* Mamdani menggunakan dataset yang lebih besar dan bervariasi. Selain itu, struktur basis pengetahuan berbasis 500 aturan *IF-THEN* dapat dioptimalkan melalui teknik penyederhanaan aturan (*rule pruning*) untuk meningkatkan efisiensi tanpa mengorbankan akurasi.
2. Untuk menggabungkan kekuatan interpretabilitas sistem *fuzzy* dan akurasi algoritma ML, disarankan eksplorasi integrasi keduanya. Pendekatan ini berpotensi menghasilkan sistem diagnosis yang lebih akurat, adaptif, dan transparan bagi tenaga medis.
3. Mengingat tren penggunaan data citra dalam diagnosis kanker prostat, perlu dikembangkan sistem *hybrid* yang memadukan data numerik dan visual. Sistem juga perlu didukung oleh antarmuka yang ramah pengguna, agar mudah diimplementasikan oleh tenaga medis dalam praktik klinis sehari-hari.
4. Evaluasi lebih lanjut terhadap berbagai metode seleksi fitur seperti *Gain Ratio*, *Information Gain*, dan lainnya perlu dilakukan untuk meningkatkan performa model. Selain itu, pengujian sistem dalam skenario klinis nyata penting untuk menilai keandalan dan kontribusinya dalam pengambilan keputusan medis secara langsung.

DAFTAR PUSTAKA

- Abdar, M., Pourpanah, F., Hussain, S., Rezazadegan, D., Liu, L., Ghavamzadeh, M., Fieguth, P., Member, S., & Cao, X. (n.d.). *A Review of Uncertainty Quantification in Deep Learning : Techniques , Applications and Challenges*.
- Abdillah, Syaharuddin, S., Mandailina, V., & Mehmood, S. (2024). The Role of Mathematics in Machine Learning for Disease Prediction: An In-Depth Review in the Healthcare Domain. *Advance Sustainable Science Engineering and Technology*, 6(4), 02404010. <https://doi.org/10.26877/asset.v6i4.845>
- Al Hassani, O. F. B., & Kareem, S. A. (2008). The use of soft Computing approaches “FL” models for medical prognosis “NPC”. *Proceedings of the 10th International Conference on Information Integration and Web-Based Applications and Services, IiWAS 2008, October 2014*, 706–709. <https://doi.org/10.1145/1497308.1497450>
- Alkadi, R., Taher, F., El-baz, A., & Werghi, N. (2019). A Deep Learning-Based Approach for the Detection and Localization of Prostate Cancer in T2 Magnetic Resonance Images. *Journal of Digital Imaging*, 32(5), 793–807. <https://doi.org/10.1007/s10278-018-0160-1>
- Allahverdi, N. (2019). Applications of Fuzzy Approach in Medicine. Problems and Perspectives. *3rd International Symposium on Multidisciplinary Studies and Innovative Technologies, ISMSIT 2019 - Proceedings*, 1–8. <https://doi.org/10.1109/ISMSIT.2019.8932798>
- Alqudah, A. M. (2017). Fuzzy expert system for coronary heart disease diagnosis in Jordan. *Health and Technology*, 7(2–3), 215–222. <https://doi.org/10.1007/s12553-017-0178-2>
- Andriole, G. L. (2010). Screening for prostate cancer. *BMJ (Online)*, 341(7773), 563. <https://doi.org/10.1136/bmj.c4538>
- Aprikian, S., Luz, M., Brimo, F., Scarlata, E., Hamel, L., Cury, F. L., Tanguay, S., Aprikian, A. G., Kassouf, W., & Chevalier, S. (2019). Improving ultrasound-based prostate volume estimation. *BMC Urology*, 19(1), 68. <https://doi.org/10.1186/s12894-019-0492-2>
- Ardhany, S. D., Puspitasari, Y., Meydawati, Y., & Novaryatiin, S. (2019). Jurnal Sains dan Kesehatan. *Jurnal Sains Dan Kesehatan*, 2(2), 122–128.
- Ayyad, S. M., Shehata, M., Shalaby, A., Abou El-Ghar, M., Ghazal, M., El-Melegy, M., Abdel-Hamid, N. B., Labib, L. M., Ali, H. A., & El-Baz, A. (2021). Role of ai and histopathological images in detecting prostate cancer: A survey. *Sensors*, 21(8), 1–28. <https://doi.org/10.3390/s21082586>
- Barredo Arrieta, A., Díaz-Rodríguez, N., Del Ser, J., Bennetot, A., Tabik, S., Barbado, A., Garcia, S., Gil-Lopez, S., Molina, D., Benjamins, R., Chatila, R., & Herrera, F. (2020). Explainable Artificial Intelligence (XAI): Concepts, taxonomies, opportunities and challenges toward responsible AI. *Information*

- Fusion*, 58(October 2019), 82–115.
<https://doi.org/10.1016/j.inffus.2019.12.012>
- Benecchi, L. (2006). Neuro-fuzzy system for prostate cancer diagnosis. *Urology*, 68(2), 357–361. <https://doi.org/10.1016/j.urology.2006.03.003>
- Bezinque, A., Moriarity, A., Farrell, C., Peabody, H., Noyes, S. L., & Lane, B. R. (2018). Determination of Prostate Volume: A Comparison of Contemporary Methods. *Academic Radiology*, 25(12), 1582–1587. <https://doi.org/10.1016/j.acra.2018.03.014>
- Booven, Kuchakulla, D. J. Van, Pai, M., Raghav, Frech, F. S., Reddy, P., Parmar², M., Ranjith Ramasamy^{2, 3}, & Arora^{1–3}, H. (2021). A Systematic Review of Artificial Intelligence in Prostate Cancer. *Research and Report in Urology*, 13, 31–39. <https://doi.org/10.2147/rru.s268596>
- Bulten, W., Kartasalo, K., Chen, P. H. C., Ström, P., Pinckaers, H., Nagpal, K., Cai, Y., Steiner, D. F., van Boven, H., Vink, R., Hulsbergen-van de Kaa, C., van der Laak, J., Amin, M. B., Evans, A. J., van der Kwast, T., Allan, R., Humphrey, P. A., Grönberg, H., Samaratunga, H., ... Park, J. (2022). Artificial intelligence for diagnosis and Gleason grading of prostate cancer: the PANDA challenge. *Nature Medicine*, 28(1), 154–163. <https://doi.org/10.1038/s41591-021-01620-2>
- Bulten, W., Pinckaers, H., van Boven, H., Vink, R., de Bel, T., van Ginneken, B., van der Laak, J., Hulsbergen-van de Kaa, C., & Litjens, G. (2020). Automated deep-learning system for Gleason grading of prostate cancer using biopsies: a diagnostic study. *The Lancet Oncology*, 21(2), 233–241. [https://doi.org/10.1016/S1470-2045\(19\)30739-9](https://doi.org/10.1016/S1470-2045(19)30739-9)
- Cai, J., Luo, J., Wang, S., & Yang, S. (2018). Feature selection in machine learning: A new perspective. *Neurocomputing*, 300, 70–79. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2017.11.077>
- Cancer.Net Editorial Board. (2020). *Prostate Cancer: Stages and Grades*. Cancer.Net. <https://www.cancer.net/cancer-types/prostate-cancer/stages-and-grades>
- Carroll, P. H., & Mohler, J. L. (2018). NCCN guidelines updates: Prostate cancer and prostate cancer early detection. *JNCCN Journal of the National Comprehensive Cancer Network*, 16(5S), 620–623. <https://doi.org/10.6004/jnccn.2018.0036>
- Castanho, M. J. P., Hernandez, F., De Ré, A. M., Rautenberg, S., & Billis, A. (2013). Fuzzy expert system for predicting pathological stage of prostate cancer. *Expert Systems with Applications*, 40(2), 466–470. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2012.07.046>
- Chaddad, A., Kucharczyk, M. J., Cheddad, A., Clarke, S. E., Hassan, L., Ding, S., Rathore, S., Zhang, M., Katib, Y., Bahoric, B., Abikhzer, G., Probst, S., & Niazi, T. (2021). Magnetic resonance imaging based radiomic models of prostate cancer: A narrative review. *Cancers*, 13(3), 1–22.

<https://doi.org/10.3390/cancers13030552>

- Corradini, D., Brizi, L., Gaudiano, C., Bianchi, L., Marcelli, E., Golfieri, R., Schiavina, R., Testa, C., & Remondini, D. (2021). Challenges in the use of artificial intelligence for prostate cancer diagnosis from multiparametric imaging data. *Cancers*, 13(16), 1–12. <https://doi.org/10.3390/cancers13163944>
- Cosma, G., Acampora, G., Brown, D., Rees, R. C., Khan, M., & Pockley, A. G. (2016). Prediction of pathological stage in patients with prostate cancer: A neuro-fuzzy model. *PLoS ONE*, 11(6), 1–27. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0155856>
- Cuocolo, R., Cipullo, M. B., Stanzione, A., Ugga, L., Romeo, V., Radice, L., Brunetti, A., & Imbriaco, M. (2019). Machine learning applications in prostate cancer magnetic resonance imaging. *European Radiology Experimental*, 3(1). <https://doi.org/10.1186/s41747-019-0109-2>
- da Silva, L. M., Pereira, E. M., Salles, P. G. O., Godrich, R., Ceballos, R., Kunz, J. D., Casson, A., Viret, J., Chandarlapaty, S., Ferreira, C. G., Ferrari, B., Rothrock, B., Raciti, P., Reuter, V., Dogdas, B., DeMuth, G., Sue, J., Kanan, C., Grady, L., ... Reis-Filho, J. S. (2021). Independent real-world application of a clinical-grade automated prostate cancer detection system. *Journal of Pathology*, 254(2), 147–158. <https://doi.org/10.1002/path.5662>
- da Silva, L. M., Pereira, E. M., Salles, P. G. O., Godrich, R., Ceballos, R., Kunz, J. D., Casson, A., Viret, J., Chandarlapaty, S., Ferreira, C. G., Fuchs, T. J., & Reis-Filho, J. S. (2021). Independent real-world application of a clinical-grade automated prostate cancer detection system. *Journal of Pathology*, 254(2), 147–158. <https://doi.org/10.1002/path.5662>
- Danaei, G., Vander Hoorn, S., Lopez, A. D., Murray, C. J. L., & Ezzati, M. (2005). Causes of cancer in the world: Comparative risk assessment of nine behavioural and environmental risk factors. *Lancet*, 366(9499), 1784–1793. [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(05\)67725-2](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(05)67725-2)
- Deters, L. A. (2021). Benign Prostatic Hyperplasia (BPH) Clinical Presentation: History, Physical Examination, Complications. *Medscape*. <https://emedicine.medscape.com/article/437359-overview>
- Dewi, S. K., & Purnomo, H. (2010). Aplikasi Logika Fuzzy untuk Pendukung Keputusan. In H. Purnomo (Ed.), *Graha Ilmu: Vol. Kedua* (Kedua). Graha Ilmu.
- Dey, A., Pradhan, R., Pal, A., & Pal, T. (2018). A genetic algorithm for solving fuzzy shortest path problems with interval type-2 fuzzy arc lengths. *Malaysian Journal of Computer Science*, 31(4), 255–270. <https://doi.org/10.22452/mjcs.vol31no4.2>
- Duran-Lopez, L., Dominguez-Morales, J. P., Conde-Martin, A. F., Vicente-Diaz, S., & Linares-Barranco, A. (2020). PROMETEO: A CNN-Based Computer-Aided Diagnosis System for WSI Prostate Cancer Detection. *IEEE Access*, 8,

- 128613–128628. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3008868>
- Dwivedi, Y. K., Hughes, L., Ismagilova, E., Aarts, G., Coombs, C., Crick, T., Duan, Y., Dwivedi, R., Edwards, J., Eirug, A., Galanos, V., Ilavarasan, P. V., Janssen, M., Jones, P., Kar, A. K., Kizgin, H., Kronemann, B., Lal, B., Lucini, B., ... Williams, M. D. (2021). Artificial Intelligence (AI): Multidisciplinary perspectives on emerging challenges, opportunities, and agenda for research, practice and policy. *International Journal of Information Management*, 57(July), 0–1. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2019.08.002>
- Dyussenbayev, A. (2017). Age Periods of Human Life. *Advances in Social Sciences Research Journal*, 04(06), 258–263. <https://doi.org/10.14738/assrj.46.2924>
- ERDEM, E., & BOZKURT, F. (2021). Prostat kanseri tahmini için çeşitli denetimli makine öğrenimi tekniklerinin karşılaştırılması. *European Journal of Science and Technology*, 21, 610–620. <https://doi.org/10.31590/ejosat.802810>
- Faiella, E., Vertulli, D., Esperto, F., Cordelli, E., Soda, P., Muraca, R. M., Moramarco, L. P., Grasso, R. F., Zobel, B. B., & Santucci, D. (2022). *Quantib Prostate Compared to an Expert Radiologist for the Diagnosis of Prostate Cancer on mpMRI : A Single-Center Preliminary Study*. 2010–2019.
- Farha, M. w, & Salami, S. S. (2022). Biomarkers for prostate cancer detection and risk stratification. *Therapeutic Advances in Vaccines*, 14(6), 259–261. <https://doi.org/10.1177/https>
- Favid, M. K., & Leslie, S. W. (2022). Prostate specific antigen. *Australian Family Physician*, 40(10), 755.
- Fazeli, F., Gooran, S., Taghvaei, M. E. rfania., & Fazeli, K. (2015). Evaluating International Prostate Symptom Score (IPSS) in Accuracy for Predicting Post-Operative Urinary Retention After Elective Cataract Surgery: A Prospective Study. *Global Journal of Health Science*, 7(7), 93–96. <https://doi.org/10.5539/gjhs.v7n7p93>
- Fenton, J. J., Weyrich, M. S., Durbin, S., Liu, Y., Bang, H., & Melnikow, J. (2018). Prostate-specific antigen-based screening for prostate cancer evidence report and systematic review for the us preventive services task force. *JAMA - Journal of the American Medical Association*, 319(18), 1914–1931. <https://doi.org/10.1001/jama.2018.3712>
- Filson, C. P., Natarajan, S., Margolis, D. J. A., Huang, J., Lieu, P., Dorey, F. J., Reiter, R. E., & Marks, L. S. (2016). Prostate cancer detection with magnetic resonance-ultrasound fusion biopsy: The role of systematic and targeted biopsies. *Cancer*, 122(6), 884–892. <https://doi.org/10.1002/cncr.29874>
- Foerster, B., Pozo, C., Abufaraj, M., Mari, A., Kimura, S., D’Andrea, D., John, H., & Shariat, S. F. (2018). Association of smoking status with recurrence,metastasis, and mortality among patients with localized prostate cancer undergoing prostatectomy or radiotherapy: A systematic review and meta-analysis. *JAMA Oncology*, 4(7), 953–961. <https://doi.org/10.1001/jamaoncol.2018.1071>

- Gayathri, B. M., & Sumathi, C. P. (2016). Mamdani fuzzy inference system for breast cancer risk detection. *2015 IEEE International Conference on Computational Intelligence and Computing Research, ICCIC 2015*. <https://doi.org/10.1109/ICCIC.2015.7435670>
- Gibson, A. B., Robertson, R., Urie, P. M., & Della Corte, D. (2024). Don't Fear the Artificial Intelligence: A Systematic Review of Machine Learning for Prostate Cancer Detection in Pathology. *Archives of Pathology and Laboratory Medicine*, 148(5), 603–612. <https://doi.org/10.5858/arpa.2022-0460-RA>
- Gilda, K. S., & Satarkar, S. L. (2020). Analytical overview of defuzzification methods. *International Journal of Advance Research, Ideas and Innovations in Technology*, 6(2), 359–365. www.IJARIIT.com
- Gong, Y., Liu, G., Xue, Y., Li, R., & Meng, L. (2023). A survey on dataset quality in machine learning. *Information and Software Technology*, 162(September 2022), 107268. <https://doi.org/10.1016/j.infsof.2023.107268>
- Greer, M. D., Shih, J. H., Lay, N., Barrett, T., Bittencourt, L., Borofsky, S., Law, Y. M., & Turkbey, B. (2019). *Interreader Variability of Prostate*. June, 1197–1205.
- Harmon, S. A., Tuncer, S., Sanford, T., Choyke, P. L., & Türkbey, B. (2019). Artificial intelligence at the intersection of pathology and radiology in prostate cancer. *Diagnostic and Interventional Radiology*, 25(3), 183–188. <https://doi.org/10.5152/dir.2019.19125>
- Haupt, F., Berding, G., Namazian, A., Wilke, F., Böker, A., Merseburger, A., Geworski, L., Kuczyk, M. A., Bengel, F. M., & Peters, I. (2017). Expert System for Bone Scan Interpretation Improves Progression Assessment in Bone Metastatic Prostate Cancer. *Advances in Therapy*, 34(4), 986–994. <https://doi.org/10.1007/s12325-017-0505-z>
- Hernández-Julio, Y. F., Prieto-Guevara, M. J., Nieto-Bernal, W., Meriño-Fuentes, I., & Guerrero-Avendaño, A. (2019). Framework for the development of data-driven mamdani-type fuzzy clinical decision support systems. *Diagnostics*, 9(2). <https://doi.org/10.3390/diagnostics9020052>
- Hoffman, R. (2020). *Screening for prostate cancer - UpToDate*. https://www.uptodate.com/contents/screening-for-prostate-cancer?source=see_link#H30
- Huang, W., Randhawa, R., Jain, P., Iczkowski, K. A., Hu, R., Hubbard, S., Eickhoff, J., Basu, H., & Roy, R. (2021). Development and Validation of an Artificial Intelligence-Powered Platform for Prostate Cancer Grading and Quantification. *JAMA Network Open*, 4(11), 1–12. <https://doi.org/10.1001/jamanetworkopen.2021.32554>
- Huang, X., Chen, M., Liu, P., & Du, Y. (2020). Texture Feature-Based Classification on Transrectal Ultrasound Image for Prostatic Cancer Detection. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, 2020. <https://doi.org/10.1155/2020/7359375>

- Huang, Y., Li, Z. Z., Huang, Y. L., Song, H. J., & Wang, Y. J. (2018). Value of free/total prostate-specific antigen (f/t PSA) ratios for prostate cancer detection in patients with total serum prostate-specific antigen between 4 and 10 ng/mL. *Medicine (United States)*, 97(13). <https://doi.org/10.1097/MD.00000000000010249>
- Improta, G., Mazzella, V., Vecchione, D., Santini, S., & Triassi, M. (2020). Fuzzy logic-based clinical decision support system for the evaluation of renal function in post-Transplant Patients. *Journal of Evaluation in Clinical Practice*, 26(4), 1224–1234. <https://doi.org/10.1111/jep.13302>
- Informasi, P. D. dan. (2015). *Situasi Penyakit Kanker*.
- International Agency for Research on Cancer (IARC). (2020). Indonesia - Global Cancer Observatory. *Globocan*, 858, 1–2.
- Jian, Z., Ye, D., Chen, Y., Li, H., & Wang, K. (2018). Sexual Activity and Risk of Prostate Cancer: A Dose-Response Meta-Analysis. *Journal of Sexual Medicine*, 15(9), 1300–1309. <https://doi.org/10.1016/j.jsxm.2018.07.004>
- Kar, S., & Majumder, D. D. (2017). An Investigative Study on Early Diagnosis of Prostate Cancer Using Neuro-Fuzzy Classification System for Pattern Recognition. *International Journal of Fuzzy Systems*, 19(2), 423–439. <https://doi.org/10.1007/s40815-016-0161-5>
- Kartasalo, K., Bulten, W., Delahunt, B., Chen, P. H. C., Pinckaers, H., Olsson, H., Ji, X., Mulliqi, N., Samaratunga, H., Tsuzuki, T., Lindberg, J., Rantalainen, M., Wählby, C., Litjens, G., Ruusuvaori, P., Egevad, L., & Eklund, M. (2021). Artificial Intelligence for Diagnosis and Gleason Grading of Prostate Cancer in Biopsies—Current Status and Next Steps. *European Urology Focus*, 7(4), 687–691. <https://doi.org/10.1016/j.euf.2021.07.002>
- Kasivisvanathan, V., Rannikko, A. S., Borghi, M., Panebianco, V., Mynderse, L. A., Vaarala, M. H., Briganti, A., Budäus, L., Hellawell, G., Hindley, R. G., Roobol, M. J., Eggener, S., Ghei, M., Villers, A., Bladou, F., Villeirs, G. M., Virdi, J., Boxler, S., Robert, G., ... Moore, C. M. (2018). MRI-Targeted or Standard Biopsy for Prostate-Cancer Diagnosis. *New England Journal of Medicine*, 1767–1777. <https://doi.org/10.1056/nejmoa1801993>
- Krishna. (2017). *Multicenter Multireader Evaluation of an Artificial Intelligence-Based Attention Mapping System for the Detection of Prostate Cancer With Multiparametric MRI*. 215(August), 76–85. <https://doi.org/10.2214/AJR.19.22573>
- Kudo, M. S., de Souza, V. M. G., de Souza Amaral, G., de Souza Melo, P. A., Estivallet, C. L. N., Santos, E. R., de Amorim, H. A., Moraes, M. C., & Leite, K. R. M. (2021). The potential of convolutional neural network diagnosing prostate cancer. *Research on Biomedical Engineering*, 37(1), 25–31. <https://doi.org/10.1007/s42600-020-00095-3>
- Kurniabudi, Stiawan, D., Darmawijoyo, Bin Idris, M. Y. Bin, Bamhdi, A. M., & Budiarto, R. (2020). CICIDS-2017 Dataset Feature Analysis with Information

- Gain for Anomaly Detection. *IEEE Access*, 8, 132911–132921. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3009843>
- Leitzmann, M. F., & Rohrmann, S. (2012). Risk factors for the onset of prostatic cancer: Age, location, and behavioral correlates. *Clinical Epidemiology*, 4(1), 1–11. <https://doi.org/10.2147/CLEP.S16747>
- Lima, J. F., Patiño-León, A., Orellana, M., & Zambrano-Martinez, J. L. (2025). Evaluating the Impact of Membership Functions and Defuzzification Methods in a Fuzzy System: Case of Air Quality Levels. *Applied Sciences (Switzerland)*, 15(4), 1–16. <https://doi.org/10.3390/app15041934>
- Litwin, M. S., & Tan, H. J. (2017). The diagnosis and treatment of prostate cancer: A review. *JAMA - Journal of the American Medical Association*, 317(24), 2532–2542. <https://doi.org/10.1001/jama.2017.7248>
- Liu, Z., Yang, C., Huang, J., Liu, S., Zhuo, Y., & Lu, X. (2021). Deep learning framework based on integration of S-Mask R-CNN and Inception-v3 for ultrasound image-aided diagnosis of prostate cancer. *Future Generation Computer Systems*, 114, 358–367. <https://doi.org/10.1016/j.future.2020.08.015>
- Mahanta, J., & Panda, S. (2020). Fuzzy Expert System for Prediction of Prostate Cancer. *New Mathematics and Natural Computation*, 16(1), 163–176. <https://doi.org/10.1142/S1793005720500106>
- Mahesh, B. (2020). Machine Learning Algorithms - A Review. *International Journal of Science and Research (IJSR)*, 9(1), 381–386. <https://doi.org/10.21275/art20203995>
- Mallick, A. K., & Das, A. (2021). An Analytical Survey of Defuzzification Techniques. *2021 IEEE 4th International Conference on Computing, Power and Communication Technologies, GUCON 2021*. <https://doi.org/10.1109/GUCON50781.2021.9573993>
- Mehta, Y., Majumder, N., Gelbukh, A., & Cambria, E. (2020). Recent trends in deep learning based personality detection. *Artificial Intelligence Review*, 53(4), 2313–2339. <https://doi.org/10.1007/s10462-019-09770-z>
- Mohammed Ismail, B., Alam, M., Tahernezehadi, M., Vege, H. K., & Rajesh, P. (2020). A Machine Learning Classification Technique for Predicting Prostate Cancer. *IEEE International Conference on Electro Information Technology, 2020-July*(July 2020), 228–232. <https://doi.org/10.1109/EIT48999.2020.9208240>
- Mottet, N., Bellmunt, J., Bolla, M., Briers, E., Cumberbatch, M. G., De Santis, M., Fossati, N., Gross, T., Henry, A. M., Joniau, S., Lam, T. B., Mason, M. D., Matveev, V. B., Moldovan, P. C., van den Bergh, R. C. N., Van den Broeck, T., van der Poel, H. G., van der Kwast, T. H., Rouvière, O., ... Cornford, P. (2017). EAU-ESTRO-SIOG Guidelines on Prostate Cancer. Part 1: Screening, Diagnosis, and Local Treatment with Curative Intent. *European Urology*, 71(4), 618–629. <https://doi.org/10.1016/j.eururo.2016.08.003>

- Mursiti, Sailah, I., Marimin, Romli, M., & Denni, A. (2024). Situational analysis of human resources in the Indonesian sugarcane agro-industry in the era of industry 4.0. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 1358(1). <https://doi.org/10.1088/1755-1315/1358/1/012035>
- N. Mottet, van den B., E. Briers, P. C., J. Grummet, Henry De Santis, F. G., H van der Kwast, H van der Poel T Lam, M., Tilki, T. W. O. R., Guidelines Associates: T. Van den Broeck, M. C., L. Moris, I. G. S. N. F. T. G. M. L. M. L., & Willemse, P.-P. M. (2019). EAU - EANM - ESTRO - ESUR - SIOG Guidelines on Prostate Cancer 2019. *European Association of Urology Guidelines 2019*, 53, 1–161. <https://uroweb.org/guideline/prostate-cancer>
- Nagpal, K., Foote, D., Tan, F., Liu, Y., Chen, P. H. C., Steiner, D. F., Manoj, N., Olson, N., Smith, J. L., Mohtashamian, A., Peterson, B., Amin, M. B., Evans, A. J., Sweet, J. W., Cheung, C., Van Der Kwast, T., Sangoi, A. R., Zhou, M., Allan, R., ... Mermel, C. H. (2020). Development and Validation of a Deep Learning Algorithm for Gleason Grading of Prostate Cancer from Biopsy Specimens. *JAMA Oncology*, 6(9), 1372–1380. <https://doi.org/10.1001/jamaoncol.2020.2485>
- Nalić, J., Martinović, G., & Žagar, D. (2020). New hybrid data mining model for credit scoring based on feature selection algorithm and ensemble classifiers. *Advanced Engineering Informatics*, 45(March), 101130. <https://doi.org/10.1016/j.aei.2020.101130>
- Nayan, M., Salari, K., Bozzo, A., Ganglberger, W., Lu, G., Carvalho, F., Gusev, A., Schneider, A., Westover, B. M., & Feldman, A. S. (2022). A machine learning approach to predict progression on active surveillance for prostate cancer. *Urologic Oncology: Seminars and Original Investigations*, 40(4), 161.e1-161.e7. <https://doi.org/10.1016/j.urolonc.2021.08.007>
- Nematollahi, H., Moslehi, M., Aminolroayaei, F., Maleki, M., & Shahbazi-Gahrouei, D. (2023). Diagnostic Performance Evaluation of Multiparametric Magnetic Resonance Imaging in the Detection of Prostate Cancer with Supervised Machine Learning Methods. *Diagnostics*, 13(4). <https://doi.org/10.3390/diagnostics13040806>
- Nezhad, M. Z., Sadati, N., Yang, K., & Zhu, D. (2019). A Deep Active Survival Analysis approach for precision treatment recommendations: Application of prostate cancer. *Expert Systems with Applications*, 115, 16–26. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2018.07.070>
- Nikitaev, V. G., Pushkar, D. Y., Selchuk, V. Y., Pronichev, A. N., Prilepskaya, E. A., Kozyreva, A. V., Kovylyna, M. V., Polyakov, E. V., Suhova, O. G., & Neskreb, A. K. (2018). Expert System for Histological Diagnosis of Prostate Cancer. *KnE Energy*, 3(2), 328. <https://doi.org/10.18502/ken.v3i2.1831>
- Nir, G., Karimi, D., Goldenberg, S. L., Fazli, L., Skinnider, B. F., Tavassoli, P., Turbin, D., Villamil, C. F., Wang, G., Thompson, D. J. S., Black, P. C., & Salcudean, S. E. (2019). Comparison of Artificial Intelligence Techniques to Evaluate Performance of a Classifier for Automatic Grading of Prostate Cancer from Digitized Histopathologic Images. *JAMA Network Open*, 2(3), 2–

11. <https://doi.org/10.1001/jamanetworkopen.2019.0442>
- Ohsaki, M., Wang, P., Matsuda, K., Katagiri, S., Watanabe, H., & Ralescu, A. (2017). Confusion-matrix-based kernel logistic regression for imbalanced data classification. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 29(9), 1806–1819. <https://doi.org/10.1109/TKDE.2017.2682249>
- Oktafiani, S., & Utama, D. N. (2020). Generic Model of Fuzzy Profile Matching for Determining the Best Marketer. *International Journal of Advanced Trends in Computer Science and Engineering*, 9(1), 859–869. <https://doi.org/10.30534/ijatcse/2020/123912020>
- Omar, M., Xu, Z., Rand, S. B., Alexanderani, M. K., Salles, D. C., Valencia, I., Schaeffer, E. M., Robinson, B. D., Lotan, T. L., Loda, M., Loda, M., & Marchionni, L. (2024). Semi-Supervised, Attention-Based Deep Learning for Predicting TMPRSS2:ERG Fusion Status in Prostate Cancer Using Whole Slide Images. *Molecular Cancer Research*, 22(4). <https://doi.org/10.1158/1541-7786.MCR-23-0639>
- Ouifak, H., & Idri, A. (2023). On the performance and interpretability of Mamdani and Takagi-Sugeno-Kang based neuro-fuzzy systems for medical diagnosis. *Scientific African*, 20(April). <https://doi.org/10.1016/j.sciaf.2023.e01610>
- OZKAN, I. A., SARITAS, I., & SERT, U. (2015). A Type-2 Fuzzy Expert System Application for The Determination of Prostate Cancer Risk. *International Conference on Advanced Technology & Sciences (ICAT'15)*, August. <https://doi.org/10.13140/RG.2.1.3830.2803>
- Perera, M., Mirchandani, R., Papa, N., Breemer, G., Effeindzourou, A., Smith, L., Swindle, P., & Smith, E. (2020). PSA-based machine learning model improves prostate cancer risk stratification in a screening population. *World Journal of Urology*. <https://doi.org/10.1007/s00345-020-03392-9>
- Pernar, C. H., Ebot, E. M., Wilson, K. M., & Mucci, L. A. (2018). The epidemiology of prostate cancer. *Cold Spring Harbor Perspectives in Medicine*, 8(12). <https://doi.org/10.1101/CSHPERSPECT.A030361>
- Pinto-Coelho, L. (2023). How Artificial Intelligence Is Shaping Medical Imaging Technology: A Survey of Innovations and Applications. *Bioengineering*, 10(12). <https://doi.org/10.3390/bioengineering10121435>
- Raciti, P., Sue, J., Ceballos, R., Godrich, R., Kunz, J. D., Kapur, S., Reuter, V., Grady, L., Kanan, C., Klimstra, D. S., & Fuchs, T. J. (2020). Novel artificial intelligence system increases the detection of prostate cancer in whole slide images of core needle biopsies. *Modern Pathology*, 33(10), 2058–2066. <https://doi.org/10.1038/s41379-020-0551-y>
- Rahib, L., Smith, B. D., Aizenberg, R., Rosenzweig, A. B., Fleshman, J. M., & Matrisian, L. M. (2014). Projecting cancer incidence and deaths to 2030: The unexpected burden of thyroid, liver, and pancreas cancers in the united states. *Cancer Research*, 74(11), 2913–2921. <https://doi.org/10.1158/0008-5472.CAN-14-0155>

- Reddy, U. S., Thota, A. V., & Dharun, A. (2018). Machine Learning Techniques for Stress Prediction in Working Employees. *2018 IEEE International Conference on Computational Intelligence and Computing Research, ICCIC 2018, May*. <https://doi.org/10.1109/ICCIC.2018.8782395>
- Rusliyawati, Muludi, K., Syarif, A., & Wantoro, A. (2021). Implementation of Fuzzy-based Model for Prediction of Prostate Cancer. *Journal of Physics: Conference Series*, 1751, 012041. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1751/1/012041>
- Rusliyawati, R., Muludi, K., Wantoro, A., & Saputra, D. A. (2021). Implementasi Metode International Prostate Symptom Score (IPSS) Untuk E-Screening Penentuan Gejala Benign Prostate Hyperplasia (BPH). *Jurnal Sains Dan Informatika*, 7(1), 28–37. <https://doi.org/10.34128/jsi.v7i1.298>
- Rusliyawati, R., Sutyarso, S., & Wantoro, A. (2023). Expert System Research for Prostate Cancer : A Literature Review. *Proceedings - 2023 International Conference on Networking, Electrical Engineering, Computer Science, and Technology, IConNECT 2023*, 259–263. <https://doi.org/10.1109/IConNECT56593.2023.10326997>
- Sahrin, U., Sheikh Abdullah, S. N. H., Omar, K., Adam, A., & Sharis, S. (2019). Prostate Cancer Classification Technique on Pelvis CT Images. *International Journal of Engineering & Technology*, 8(12), 206–213. <https://www.researchgate.net/publication/337496200>
- Saritas, I., Allahverdi, N., & Sert, I. U. (2003). *A fuzzy expert system design for diagnosis of prostate cancer*. January, 345–351. <https://doi.org/10.1145/973620.973677>
- Saritas, I., Allahverdi, N., & Sert, U. (2013). Multi-phase semicrystalline microstructures drive exciton dissociation in neat plastic semiconductors. *J. Mater. Chem. C*, 3, 10715–10722. <https://doi.org/10.1039/b000000x>
- Saura, J. R., Herraez, B. R., & Reyes-Menendez, A. (2019). Comparing a traditional approach for financial brand communication analysis with a big data analytics technique. *IEEE Access*, 7, 37100–37108. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2905301>
- Sekhoacha, M., Riet, K., Motloun, P., Gumenku, L., Adegoke, A., & Mashele, S. (2022). Prostate Cancer Review: Genetics, Diagnosis, Treatment Options, and Alternative Approaches. *Molecules*, 27(17), 1–33. <https://doi.org/10.3390/molecules27175730>
- Shafei, A. F. El. (2020). Prostate Biopsy. *Medscape*. <https://emedicine.medscape.com/article/1949728-overview>
- Shatte, A. B. R., Hutchinson, D. M., & Teague, S. J. (2019). Machine learning in mental health: A scoping review of methods and applications. *Psychological Medicine*, 49(9), 1426–1448. <https://doi.org/10.1017/S0033291719000151>
- Siegel, R. L., Miller, K. D., Fuchs, H. E., & Jemal, A. (2022). Cancer Statistic, 2022. *CA Cancer J Clin*, 72(1), 7–33. <https://doi.org/10.3322/caac.21708>

- Siegel, R. L., Miller, K. D., & Jemal, A. (2017). Cancer statistics, 2017. *CA: A Cancer Journal for Clinicians*, 67(1), 7–30. <https://doi.org/10.3322/caac.21387>
- Sihotang, R. C., Agustino, C., Huang, F., Parikesit, D., Rahman, F., & Hamid, A. R. A. H. (2023). Accuracy of machine learning models using ultrasound images in prostate cancer diagnosis: a systematic review. *Medical Journal of Indonesia*, 32(2), 112–121. <https://doi.org/10.13181/mji.oa.236765>
- Singh, P., & Kaur, A. (2022). A systematic review of artificial intelligence in agriculture. *Deep Learning for Sustainable Agriculture*, 57–80. <https://doi.org/10.1016/B978-0-323-85214-2.00011-2>
- Stanley, O. I., Kizito, U. K., Onumaku, V. C., Enyinnaya, O.-N. C., Njoku, N. C., & Chekwube, C. A. (2024). A Comparative and Predictive Analysis of Prostate Cancer Diagnosis and Treatment using Decision Tree, Neural Network, Support Vector Machine, Random Forest and K-Nearest Neighbor KNN Classification Algorithms. *Iconic Research And Engineering Journals*, 7(7). <https://www.irejournals.com/paper-details/1705354>
- Ström, P., Kartasalo, K., Olsson, H., Solorzano, L., Delahunt, B., Berney, D. M., Bostwick, D. G., Evans, A. J., Grignon, D. J., Humphrey, P. A., Iczkowski, K. A., Kench, J. G., Kristiansen, G., van der Kwast, T. H., Leite, K. R. M., McKenney, J. K., Oxley, J., Pan, C. C., Samaratunga, H., ... Eklund, M. (2020). Artificial intelligence for diagnosis and grading of prostate cancer in biopsies: a population-based, diagnostic study. *The Lancet Oncology*, 21(2), 222–232. [https://doi.org/10.1016/S1470-2045\(19\)30738-7](https://doi.org/10.1016/S1470-2045(19)30738-7)
- Suarez-Ibarrola, R., Sigle, A., Eklund, M., Eberli, D., Miernik, A., Benndorf, M., Bamberg, F., & Gratzke, C. (2022). Artificial Intelligence in Magnetic Resonance Imaging–based Prostate Cancer Diagnosis: Where Do We Stand in 2021? *European Urology Focus*, 8(2), 409–417. <https://doi.org/10.1016/j.euf.2021.03.020>
- Sulistiani, H., Syarif, A., Muludi, K., & Warsito. (2024). Performance evaluation of feature selections on some ML approaches for diagnosing the narcissistic personality disorder. *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*, 13(2), 1383–1391. <https://doi.org/10.11591/eei.v13i2.6717>
- Sultan, M. T. H., Kar, V. R., Panda, S. K., & Jayakrishna, K. (2022). Advanced Composite Materials and Structures. *Advanced Composite Materials and Structures*, April. <https://doi.org/10.1201/9781003158813>
- Sun, Q., Akman, A., & Schuller, B. W. (2024). Explainable Artificial Intelligence for Medical Applications: A Review. *Proceedings of the ACM on Measurement and Analysis of Computing Systems*, 37(4).
- Takano, E., Shimura, N., Ujima, Y., Sunayama, H., Kitayama, Y., & Takeuchi, T. (2019). Highly Sensitive Fluoro-Immunosensing for Biomarker Detection Using an Automatic Pipette Tip-Type Biosensing System. *ACS Omega*, 4(1), 1487–1493. <https://doi.org/10.1021/acsomega.8b02850>

- Tamilmani, A., & Sughasiny, M. (2021). Gain Ratio With Optimization Based Feature Selection Method. *Webology*, 18(6), 6545–6557.
- Tătaru, O. S., Vartolomei, M. D., Rassweiler, J. J., Virgil, O., Lucarelli, G., Porpiglia, F., Amparore, D., Manfredi, M., Carrieri, G., Falagario, U., Terracciano, D., de Cobelli, O., Busetto, G. M., Del Giudice, F., & Ferro, M. (2021). Artificial intelligence and machine learning in prostate cancer patient management—current trends and future perspectives. In *Diagnostics* (Vol. 11, Issue 2). <https://doi.org/10.3390/diagnostics11020354>
- Thakur, G. K., Thakur, A., Kulkarni, S., Khan, N., & Khan, S. (2024). Deep Learning Approaches for Medical Image Analysis and Diagnosis. *Cureus*, 16(5). <https://doi.org/10.7759/cureus.59507>
- Torre, L. A., Bray, F., Siegel, R. L., Ferlay, J., Lortet-Tieulent, J., & Jemal, A. (2015). Global cancer statistics, 2012. *CA: A Cancer Journal for Clinicians*, 65(2), 87–108. <https://doi.org/10.3322/caac.21262>
- Tracy, C. R. (2021). Prostate Cancer: Practice Essentials, Background, Anatomy. *Medscape*. <https://emedicine.medscape.com/article/1967731-overview>
- Turek, P. J. (2019). Prostatitis Clinical Presentation: History, Physical Examination, Complications. *Medscape*. <https://emedicine.medscape.com/article/785418-overview>
- Turkbey, B., & Haider, M. A. (2022). Artificial Intelligence for Automated Cancer Detection on Prostate MRI: Opportunities and Ongoing Challenges, From the AJR Special Series on AI Applications. *American Journal of Roentgenology*, August, 1–7. <https://doi.org/10.2214/ajr.21.26917>
- Tward, J. D., Huang, H.-C., Esteva, A., Mohamad, O., van der Wal, D., Simko, J. P., DeVries, S., Zhang, J., Joun, S., Showalter, T. N., Feng, F. Y., & Tran, P. T. (2024). Prostate Cancer Risk Stratification in NRG Oncology Phase III Randomized Trials Using Multimodal Deep Learning With Digital Histopathology. *JCO Precision Oncology*, 8. <https://doi.org/10.1200/PO.24.00145>
- Tyagi, S., Tyagi, N., Choudhury, A., Gupta, G., Maher, M., Zahra, A., & Rahin, S. A. (2022). *Identification and Classification of Prostate Cancer Identification and Classification Based on Improved Convolution Neural Network*. 2022.
- Tyloch, J. F., & Wieczorek, A. P. (2017). Standardy badania ultrasonograficznego gruczołu krokowego. Część 2. *Journal of Ultrasonography*, 17(68), 43–58. <https://doi.org/10.15557/jou.2017.0007>
- Udoh, S. S., Umoh, U. A., Umoh, M. E., Udo, M. E., Mfon, & Udo, E. (2019). Diagnosis of Prostate Cancer using Soft Computing Paradigms Diagnosis of Prostate Cancer using Soft Computing Paradigms. *Global Journal of Computer Science and Technology: D Neural & Artificial Intelligence*, 19(2), 19–26.
- Wei, J. T., Barocas, D., Carlsson, S., Coakley, F., Eggener, S., Etzioni, R., Fine, S. W., Han, M., Kim, S. K., Kirkby, E., Konety, B. R., Miner, M., Moses, K.,

- Nissenberg, M. G., Pinto, P. A., Salami, S. S., Souter, L., Thompson, I. M., & Lin, D. W. (2023). Early Detection of Prostate Cancer: AUA/SUO Guideline Part I: Prostate Cancer Screening. *Journal of Urology*, 210(1), 46–53. <https://doi.org/10.1097/JU.00000000000003491>
- Wildeboer, R. R., van Sloun, R. J. G., Wijkstra, H., & Misch, M. (2020). Artificial intelligence in multiparametric prostate cancer imaging with focus on deep-learning methods. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 189(2020). <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2020.105316>
- Wulczyn, E., Nagpal, K., Symonds, M., Moran, M., Plass, M., Reih, R., Nader, F., Tan, F., Cai, Y., Brown, T., Flament-Auvigne, I., Amin, M. B., Stumpe, M. C., Müller, H., Regitnig, P., Holzinger, A., Corrado, G. S., Peng, L. H., Chen, P.-H. C., ... Mermel, C. H. (2021). Predicting prostate cancer specific-mortality with artificial intelligence-based Gleason grading. *Communications Medicine*, 1(1), 1–8. <https://doi.org/10.1038/s43856-021-00005-3>
- Xing, P.-Y., Meng, Y.-H., Yang, Q.-S., & Chen, W. (2022). Artificial intelligence in multi-parameter magnetic resonance imaging of the prostate: application and prospect. *Academic Journal of Naval Medical University*, 43(7), 808–815. <https://doi.org/10.16781/j.CN31-2187/R.20210040>
- Yan, J., Ryan, M., & Power, J. (1994). *Using Fuzzy Logic: Towards Intelligent Systems*. Prentice Hall. <https://www.amazon.com/Using-Fuzzy-Logic-Towards-Intelligent/dp/0131027328>
- Yan, T., Shen, S.-L., Zhou, A., & Chen, X. (2022). Prediction of geological characteristics from shield operational parameters by integrating grid search and K-fold cross validation into stacking classification algorithm. *Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering*, 14(4), 1292–1303. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jrmge.2022.03.002>
- Yanto, I. T. R., Apriani, A., Wahyudi, R., Waishiang, C., Suprihatin, & Hidayat, R. (2024). Fuzzy Soft Set Clustering for Categorical Data. *International Journal on Informatics Visualization*, 8(1), 542–547. <https://doi.org/10.62527/joiv.8.1.2364>
- Ye, Y., Liu, Z., Zhu, J., Wu, J., Sun, K., Peng, Y., Qiu, J., & Gong, L. (2023). Development trends and knowledge framework in the application of magnetic resonance imaging in prostate cancer: a bibliometric analysis from 1984 to 2022. *Quantitative Imaging in Medicine and Surgery*, 13(10), 6761–6777. <https://doi.org/10.21037/qims-23-446>
- Yuksel, S., Dizman, T., Yildizdan, G., & Sert, U. (2013). Application of soft sets to diagnose the prostate cancer risk. *Journal of Inequalities and Applications*, 2013. <https://doi.org/10.1186/1029-242X-2013-229>
- Zhang, H., Ji, J., Liu, Z., Lu, H., Qian, C., Wei, C., Chen, S., Lu, W., Wang, C., Xu, H., Cheng, J., & Wang, F. (2023). Artificial intelligence for the diagnosis of clinically significant prostate cancer based on multimodal data: a multicenter study. *BMC Medicine*, 21(1). <https://doi.org/10.1186/s12916-023-02964-x>