

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Diabetes Melitus (DM) didefinisikan sebagai sekelompok penyakit metabolik yang ditandai oleh hiperglikemia, yang terjadi akibat ketidakmampuan tubuh memproduksi insulin yang cukup atau ketidakefektifan respons sel terhadap insulin yang dihasilkan. Sebagai gangguan endokrin yang paling umum, penyakit ini memengaruhi populasi global dalam jumlah besar, disebabkan oleh defisiensi atau produksi insulin yang tidak efektif oleh pankreas yang berdampak langsung pada fluktuasi konsentrasi glukosa darah (Deshmukh & Jain, 2015).

Peningkatan kadar gula darah pada penderita diabetes memicu munculnya gejala klasik yang meliputi poliuria (frekuensi buang air kecil meningkat), polidipsia (rasa haus berlebihan), dan polifagia (rasa lapar meningkat). Secara patologis, kondisi ini dapat merusak berbagai sistem tubuh, terutama pembuluh darah, mata, ginjal, jantung, dan saraf, serta meningkatkan risiko komplikasi jangka panjang serius seperti penyakit kardiovaskular, stroke, neuropati, gagal ginjal, retinopati, hingga amputasi (Deshmukh & Jain, 2015).

Secara konvensional, diabetes diklasifikasikan menjadi tiga tipe utama, yaitu Tipe 1 atau *Insulin-Dependent Diabetes Mellitus* (IDDM) yang disebabkan oleh kegagalan tubuh memproduksi insulin akibat reaksi autoimun terhadap sel beta pankreas, sehingga memerlukan terapi insulin eksogen. Tipe 2 atau *Non Insulin-Dependent Diabetes Mellitus* (NIDDM) terjadi akibat resistensi insulin di mana sel gagal menggunakan insulin secara efektif, sedangkan tipe ketiga adalah diabetes gestasional yang terjadi pada wanita tanpa riwayat diabetes yang mengalami peningkatan kadar glukosa darah selama kehamilan (Deshmukh & Jain, 2015).

Diabetes Melitus (DM) merupakan salah satu tantangan kesehatan global yang paling mendesak di abad ke-21, dengan prevalensi yang terus meningkat secara signifikan setiap tahunnya. Berdasarkan data dari *International Diabetes Federation* (IDF) *Diabetes Atlas* edisi ke-10, diperkirakan terdapat 537 juta orang dewasa (usia 20–79 tahun) yang hidup dengan diabetes pada tahun 2021, dan angka ini diproyeksikan akan meningkat menjadi 643 juta pada tahun 2030 serta 783 juta pada tahun 2045 (Sun dkk., 2022). Pengelolaan penyakit

ini menuntut pemantauan kadar glukosa darah yang ketat untuk mencegah komplikasi akut seperti hipoglikemia (kadar gula darah terlalu rendah) dan hiperglikemia (kadar gula darah terlalu tinggi) yang dapat berujung pada kerusakan organ vital hingga kematian.

Penerapan teknologi aplikasi *Continuous Glucose Monitoring* (CGM) pada pasien Diabetes Melitus Tipe 2 terbukti memiliki nilai efektivitas biaya yang signifikan dibandingkan metode konvensional. Berdasarkan simulasi model Markov dalam periode 20 tahun, penggunaan aplikasi CGM menghasilkan *Incremental Cost-Effectiveness Ratio* (ICER) sebesar US \$33.039 per *Quality-Adjusted Life Year* (QALY). Angka ini berada jauh di bawah ambang batas kesediaan membayar (*willingness-to-pay*) sebesar US \$43.478/QALY yang digunakan oleh Dewan Asuransi Medis Sosial Pusat Jepang, serta berada di bawah standar ambang batas WHO. Secara rinci, meskipun penggunaan CGM meningkatkan biaya terkait terapi insulin dan penanganan makroalbuminuria, teknologi ini mampu menurunkan beban biaya medis secara substansial untuk komplikasi serius lainnya, termasuk penurunan biaya untuk mikroalbuminuria sebesar US \$842 juta, penyakit ginjal tahap akhir (ESRD) sebesar US \$4,2 juta, dan penyakit kardiovaskular sebesar US \$78,8 juta (Tsuji dkk., 2020). Temuan ini mengindikasikan bahwa CGM merupakan teknologi medis yang layak dipertimbangkan secara ekonomi karena potensinya dalam menekan biaya komplikasi jangka panjang.

Metode konvensional pemantauan glukosa darah (*Blood Glucose Monitoring* atau BGM) yang mengandalkan pengukuran intermiten memiliki keterbatasan signifikan karena sangat bergantung pada rutinitas harian pasien dan sering kali gagal menangkap pola fluktuasi glukosa secara mendetail. Sebagai solusi atas keterbatasan tersebut, teknologi *Continuous Glucose Monitoring* (CGM) telah merevolusi manajemen diabetes dengan kemampuan pelacakan kadar glukosa secara *real-time*. Berbeda dengan BGM yang hanya memberikan data sesaat, CGM menghasilkan aliran data glukosa yang tidak terputus (*uninterrupted flow*), sehingga memungkinkan penerapan strategi perawatan yang lebih terperinci (Yu dkk., 2024). Secara teknis, sensor CGM bekerja dengan mengukur kadar glukosa dalam cairan interstisial secara terus-menerus, dengan frekuensi pembacaan data setiap 1 hingga 5 menit tergantung pada spesifikasi perangkat. Data deret waktu (*time-series*) yang dihasilkan oleh CGM ini memberikan pemahaman yang jauh lebih komprehensif mengenai variasi dan pola glukosa pasien dibandingkan metode tradisional.

Meskipun CGM menyediakan data historis dan *real-time*, pasien diabetes membutuhkan sistem yang mampu memprediksi kadar glukosa di masa depan (misalnya 30 hingga 60 menit ke depan) untuk mengambil tindakan preventif sebelum kondisi kritis terjadi. Pendekatan berbasis data (*data-driven*) menggunakan teknik *Machine Learning* telah menjadi fokus utama penelitian untuk menangani kompleksitas non-linear dan dinamika fisiologis dalam prediksi glukosa, yang sulit diselesaikan oleh model fisiologis konvensional (Woldaregay dkk., 2019). Tantangan utama dalam pengembangan model prediksi ini adalah menyeimbangkan akurasi prediksi dengan efisiensi komputasi.

Pada penelitian sebelumnya oleh Verma dan Kumar (2019) menyoroti kritisnya masalah data yang hilang (*missing data*) pada rekam medis elektronik dan mengusulkan metode imputasi berbasis *Deep Learning* menggunakan *Long Short-Term Memory* (LSTM). Dalam studi tersebut, kinerja model dievaluasi menggunakan *Root Mean Square Error* (RMSE), di mana metode LSTM terbukti mampu meminimalkan deviasi error secara signifikan dibandingkan metode statistik konvensional, sehingga integritas dataset medis dapat dipulihkan dengan presisi tinggi untuk analisis lebih lanjut.

Menurut Chang dkk. (2019) menerapkan algoritma *Machine Learning* untuk memprediksi luaran (*outcome*) klinis pada pasien hipertensi. Studi ini membandingkan kinerja empat algoritma klasifikasi, yaitu SVM, C4.5 *Decision Tree*, *Random Forest*, dan *XGBoost*. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa *XGBoost* memberikan performa terbaik dengan mencapai *Accuracy* sebesar 94,36%, F1-score 0,875, dan *Area Under Curve* (AUC) sebesar 0,927. Tingginya nilai AUC mendekati angka 1 mengindikasikan bahwa model tersebut memiliki kemampuan yang sangat baik dalam membedakan kelas risiko positif dan negatif, jauh melampaui metode prediksi klinis standar.

Meskipun metode *Deep Learning* dan *Machine Learning* kompleks yang dilakukan oleh Verma dan Kumar terbukti mampu menghasilkan akurasi di atas 90% dan RMSE yang rendah, keduanya menuntut biaya komputasi yang besar (*computational cost*) dan waktu pelatihan yang lama. Berbeda dengan LSTM, ELM tidak memerlukan pembaruan bobot secara iteratif karena bobot output dihitung secara analitis dalam satu langkah, sehingga sebagian besar proses pelatihan ELM dapat diselesaikan dalam hitungan detik (Huang dkk., 2006). Oleh karena itu, penelitian ini mengusulkan penerapan *Extreme Learning Machine* (ELM) yang bertujuan untuk mempertahankan standar akurasi yang kompetitif tersebut,

namun dengan efisiensi waktu pelatihan (*learning speed*) yang jauh lebih cepat, menjadikannya solusi yang lebih optimal untuk prediksi glukosa darah secara *real-time*.

Extreme Learning Machine (ELM) adalah metode jaringan saraf satu-lapisan tersembunyi yang dirancang untuk pelatihan cepat dan generalisasi yang baik. ELM telah banyak digunakan dalam analisis data deret waktu karena kemampuannya menangani pola non-linear dan proses pelatihan yang jauh lebih cepat dibandingkan jaringan saraf tradisional (Huang dkk., 2006). Performa ELM sangat dipengaruhi oleh pemilihan jumlah *neuron hidden layer*, fungsi aktivasi, serta *preprocessing* data. Parameter-parameter tersebut menentukan seberapa baik model dapat mengenali pola kompleks pada data deret waktu dan menghasilkan prediksi yang stabil (Huang dkk., 2012).

Penelitian ini menerapkan metode *Extreme Learning Machine* (ELM) untuk memprediksi kadar glukosa darah di masa depan berbasis data *Continuous Glucose Monitoring* (CGM). Mengingat profil glukosa darah memiliki karakteristik non-linear dengan fluktuasi dinamis yang tinggi akibat pengaruh berbagai faktor fisiologis dan gangguan sinyal sensor (*noise*), diperlukan model prediksi yang mampu mempelajari pola non-linear tersebut secara efisien.

Urgensi penelitian ini dilatarbelakangi oleh fakta bahwa kondisi hipoglikemia dan hiperglikemia yang tidak terdeteksi secara dini dapat berujung pada komplikasi akut yang mengancam jiwa, seperti kehilangan kesadaran, kerusakan organ permanen, hingga kematian mendadak. Oleh karena itu, kemampuan memprediksi kadar glukosa 30 hingga 60 menit ke depan bukan sekadar keunggulan teknis, melainkan kebutuhan klinis yang mendesak bagi jutaan penderita diabetes. Meskipun metode *Deep Learning* telah menunjukkan akurasi tinggi dalam prediksi glukosa, kompleksitas komputasinya menjadi hambatan nyata bagi implementasi pada perangkat medis berdaya rendah dan sistem pemantauan *real-time*. ELM hadir sebagai pendekatan yang menawarkan keseimbangan antara kecepatan pelatihan dan akurasi prediksi, menjadikannya solusi yang relevan dan layak untuk dikaji lebih lanjut dalam konteks ini. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi teoretis dan praktis, khususnya dalam pengembangan fondasi algoritmik sistem peringatan dini berbasis CGM bagi pasien diabetes.

1.2 Rumusan Masalah

Permasalahan mendasar dalam penelitian ini adalah bagaimana mengimplementasikan metode *Extreme Learning Machine* (ELM) untuk memprediksi perubahan kadar glukosa darah secara akurat, serta bagaimana mengoptimalkan model ELM dengan pengaturan parameter yang tepat, seperti jumlah *neuron* dan *sequence*, serta bagaimana mengevaluasi kinerja model ELM menggunakan metrik-metrik prediksi yang relevan, seperti *Mean Absolute Error* (MAE), *Mean Square Error* (MSE), dan *Root Mean Square Error* (RMSE).

1.3 Tujuan

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk menggunakan metode *Extreme Learning Machine* (ELM) dalam memprediksi perubahan kadar glukosa darah serta mengoptimalkan parameter-parameter dalam model ELM, seperti jumlah *neuron* dan *sequence*, untuk meningkatkan kinerja prediksi perubahan kadar glukosa darah. Penelitian ini juga bertujuan untuk mengevaluasi kinerja model ELM menggunakan metrik prediksi yang relevan, seperti *Mean Absolute Error* (MAE), *Mean Square Error* (MSE), dan *Root Mean Square Error* (RMSE) untuk menganalisis kemampuan model dalam memprediksi fluktuasi kadar glukosa darah.. Selain itu, penelitian ini diharapkan dapat memberikan rekomendasi terkait pemilihan model dan parameter yang optimal untuk memprediksi perubahan kadar glukosa darah.

1.4 Manfaat

Penelitian ini diharapkan dapat memperkaya kajian ilmiah terkait penggunaan metode *Extreme Learning Machine* (ELM) dalam peramalan data deret waktu, khususnya pada konteks prediksi perubahan kadar glukosa darah yang memiliki karakteristik fluktuatif. Hasil penelitian ini juga dapat menjadi referensi bagi penelitian selanjutnya yang membahas optimasi parameter ELM dan penerapannya pada domain medis.

1.5 Ruang Lingkup

Ruang lingkup ditujukan untuk memberikan batasan dari penelitian agar tidak menyimpang dan sesuai dengan target yang diinginkan maka ruang lingkup dalam penelitian:

1. Penelitian ini menggunakan dataset sekunder berjenis *Continuous Glucose Monitoring* (CGM) yang diakses melalui repositori arsip klinis *Jaeb Center for Health Research* (JCHR). Dataset terdiri dari 9.032.234 data point yang terbagi ke dalam 168 pasien (PtID) dengan 4 fitur, yaitu *PtID*, *Period*, *DataDtTm*, dan *CGM*. Rentang waktu data berada pada periode 4 Agustus 2016 pukul 00:01:34 hingga 25 Maret 2019 pukul 07:06:50 berdasarkan atribut *DataDtTm*. Data memiliki karakteristik individual (*patient-specific*), sehingga pola kadar glukosa setiap pasien dapat berbeda akibat faktor fisiologis, pola hidup, maupun kondisi klinis masing-masing. Oleh karena itu, penelitian ini tidak bertujuan membangun model generalisasi untuk seluruh individu, melainkan melakukan prediksi berdasarkan pola data historis masing-masing pasien.
2. Penelitian ini membahas penerapan metode *Extreme Learning Machine* (ELM) untuk memprediksi perubahan kadar glukosa darah berdasarkan data historis yang tersedia.
3. Evaluasi model dilakukan menggunakan metrik: *Mean Absolute Error* (MAE), *Mean Square Error* (MSE), dan *Root Mean Square Error* (RMSE) akurasi prediksi kadar glukosa tersebut.