Book Review on Chapter 7

“*Intelligent System for Emergency Stability Control”*

A logo of a company

Description automatically generated

Oleh:

Tobias Mikha Sulistiyo (202400090001)

1. **Introduction**

Pada chapter sebelumnya, sudah membahas IS di dalam *power line SA,* control pencegahan, real-time SP, dan pada chapter ini akan berfokus kepada tahap terakhir sebagai contoh control d arurat untuk menyelesaikan SA&C loop. Terdapat dua pendekatan pengendalian: pertama, meningkatkan kapabilitas transmisi dengan pengaturan daya aktif/reaktif; kedua, melakukan penyesuaian pembangkitan dan pemutusan beban (load shedding) sebagai tindakan darurat untuk menstabilkan sistem.

Stabilitas frekuensi adalah kemampuan sistem untuk mempertahankan frekuensi stabil setelah gangguan besar. Ketidakstabilan frekuensi dapat terjadi jika ada ketidakseimbangan yang signifikan antara pembangkit dan beban, misalnya akibat kerusakan pembangkit. Untuk mengatasi ini, tindakan pengendalian meliputi pemutusan beban saat terjadi penurunan frekuensi (underfrequency load shedding/UFLS) atau otomatis berdasarkan kejadian tertentu (event-driven load shedding/ELS). UFLS dipicu ketika frekuensi turun di bawah batas tertentu, sementara ELS diaktifkan segera saat gangguan terdeteksi. Kedua metode ini harus dikoordinasikan untuk meningkatkan stabilitas frekuensi.

Pendekatan ELS umumnya berbasis perhitungan deterministik yang membutuhkan banyak komputasi. Untuk mengatasi kelemahan ini, diusulkan metode baru berbasis sistem cerdas (IS) yang menggabungkan pelatihan model prediksi menggunakan Extreme Learning Machine (ELM) secara offline dan penerapannya secara online untuk memprediksi kebutuhan ELS saat terjadi gangguan.

1. **Load Shedding and Its Strategies**

Ketidakstabilan frekuensi pada system tenaga disebabkan oleh ketidakseimbangan daya aktif yang signifikan. Untuk mengatasi penurunan frekuensi diperlukan tindakan untuk menyeimbangkan kembali beban dan pembangkit dengan cepat. Tindakan yang paling efisien adalah load shedding dan generator tripping. Tindakan yang paling efisien adalah pemutusan beban (load shedding) ketika pembangkit hilang, serta pemutusan pembangkit ketika terjadi penurunan permintaan beban. Aktivasi cadangan putar (spinning reserve) yang cepat juga bisa menjadi solusi, meskipun efektivitasnya terbatas terutama dalam menghadapi gangguan besar.

Pemutusan beban dapat dilakukan dengan dua strategi utama:

1. Event-driven Load Shedding (ELS): Strategi ini dipicu oleh adanya kejadian tertentu (contingency). Begitu sistem mendeteksi kejadian tersebut, beban langsung diputus tanpa menunggu penurunan frekuensi.
2. Under-frequency Load Shedding (UFLS): Strategi ini dipicu oleh penurunan frekuensi sistem pasca-gangguan. Ketika frekuensi mencapai nilai tertentu (misalnya 49.10 Hz atau lebih rendah), sistem akan memutus persentase beban pada setiap tahap.

Kedua strategi ini berbeda dalam hal logika respons, efektivitas kontrol, biaya, dan kompleksitas penentuan.

1. **Response Logic and Intervention Timing**

**Event-driven Load Shedding (ELS)** menggunakan tabel keputusan berbasis input-output, di mana input mencakup kondisi operasi sistem saat ini dan status elemen sistem saat terjadi gangguan. Outputnya menentukan lokasi dan jumlah beban yang akan diputus. ELS berfungsi dengan cepat tanpa penundaan berarti setelah gangguan terdeteksi, karena hanya ada sedikit keterlambatan komunikasi yang umumnya kurang dari 10 ms. ELS menggunakan logika kontrol feedforward, merespons satu kali untuk setiap kejadian terdeteksi tanpa memerlukan input lanjutan meskipun terjadi fluktuasi frekuensi.

Sebaliknya, **Under-frequency Load Shedding (UFLS)** bereaksi setelah frekuensi turun di bawah ambang batas tertentu. Inputnya adalah pengukuran frekuensi lokal, sementara outputnya adalah tindakan pemutusan beban yang telah diatur berdasarkan pengaturan sistem, termasuk jumlah tahapan pemutusan beban, persentase beban yang diputus di setiap tahap, dan penundaan waktu tiap tahap. UFLS menggunakan logika kontrol feedback karena memerlukan input terus-menerus berupa pengukuran frekuensi real-time. ELS bersifat terpusat, dengan sinyal kontrol dari pusat kendali, sedangkan UFLS bersifat terdesentralisasi dengan sinyal kontrol berdasarkan informasi lokal.

1. **Control Effectiveness**

Dari segi efisiensi kontrol, **Event-driven Load Shedding (ELS)** lebih tinggi dibandingkan **Under-frequency Load Shedding (UFLS)** karena ELS bertindak lebih awal dan dilakukan pada level sistem untuk menyeimbangkan pembangkitan dan beban. Sementara itu, UFLS hanya bekerja berdasarkan informasi lokal dan tidak menggunakan keseluruhan respon frekuensi sistem.

Dalam hal akurasi kontrol, UFLS bisa lebih unggul karena bertindak sesuai dengan trajektori frekuensi aktual, sedangkan ELS mengandalkan tabel keputusan yang bisa mengandung ketidakpastian dari pemodelan sistem dan kondisi operasi. ELS mungkin tidak mampu mencakup semua kemungkinan gangguan, terutama karena adanya ketidakpastian dari pasar listrik dan energi terbarukan.

Dari segi biaya kontrol, ELS biasanya memerlukan jumlah pemutusan beban yang lebih sedikit daripada UFLS untuk mencapai pemulihan frekuensi yang sama, dengan durasi frekuensi rendah yang lebih singkat. ELS juga cenderung hanya melibatkan sedikit lokasi, sedangkan UFLS dapat mempengaruhi area yang lebih luas karena logika kontrolnya yang terdesentralisasi.

Simulasi menunjukkan bahwa pada strategi UFLS, pemutusan beban pertama terjadi pada 3 detik dengan total pemutusan 1699.5 MW, menghasilkan frekuensi 49.92 Hz setelah 20 detik. Pada strategi ELS, intervensi cepat terjadi pada 0.2 detik, menurunkan penurunan frekuensi dengan lebih halus, dengan total pemutusan 905.2 MW dan frekuensi 49.63 Hz setelah 20 detik.

Secara keseluruhan, ELS lebih efisien dan lebih murah karena responsnya yang lebih cepat, tetapi UFLS memiliki akurasi yang lebih baik karena bertindak berdasarkan trajektori frekuensi aktual sehingga hasil akhirnya lebih dekat dengan nilai nominal (50 Hz).

1. **Computation Complexity**

Perhitungan pada **Event-driven Load Shedding (ELS)** lebih sederhana dibandingkan **Under-frequency Load Shedding (UFLS)**.

Pada ELS, tindakan pemutusan beban ditentukan oleh tabel keputusan yang dipersiapkan secara offline berdasarkan simulasi berbagai skenario gangguan. Pendekatan offline ini bisa mengalami ketidakakuratan karena ketidakpastian kondisi sistem. Namun, dengan perkembangan teknologi komputasi, tabel keputusan ELS kini bisa dihasilkan secara online menggunakan data operasi yang aktual, memungkinkan penyesuaian real-time untuk meningkatkan akurasi dan ketahanan.

Sebaliknya, UFLS mengandalkan pengaturan perangkat lokal yang tidak dapat diubah secara online. Pengaturannya harus mencakup semua skenario operasi dan gangguan yang mungkin terjadi, yang membuatnya lebih kompleks dibandingkan ELS.

Berikut perbedaan utama antara ELS dan UFLS:

* **Variabel Kontrol:** ELS hanya perlu mempertimbangkan lokasi dan jumlah pemutusan beban, sedangkan UFLS mencakup tahapan pemutusan, waktu tunda, dan persentase beban di setiap tahap.
* **Daftar Gangguan dan Kondisi Operasi (OP):** ELS mengaitkan satu tindakan pemutusan beban dengan satu pasangan OP/gangguan, membuatnya lebih sederhana. UFLS harus mempertimbangkan banyak skenario sekaligus, yang meningkatkan kompleksitas dan risiko ketidakefisienan.
* **Algoritma Solusi:** ELS menggunakan pendekatan berbasis sensitivitas yang lebih sederhana, sementara UFLS memerlukan teknik yang lebih canggih, seperti algoritma kecerdasan komputasional, karena kompleksitas non-linearnya.
* **Upaya Komputasi:** ELS perlu beroperasi dalam lingkungan online yang real-time, memerlukan lebih banyak sumber daya komputasi dan komunikasi dibandingkan UFLS, yang bekerja secara offline.

Secara keseluruhan, ELS lebih sederhana tetapi membutuhkan dukungan teknologi real-time yang kuat, sedangkan UFLS lebih kompleks dengan cakupan pengaturan yang luas namun hanya bekerja secara offline.

1. **Hardware and Infrastructure**

Strategi **Event-driven Load Shedding (ELS)** dan **Under-frequency Load Shedding (UFLS)** memiliki kebutuhan perangkat keras yang berbeda.

* **ELS:** Menggunakan skema kontrol terpusat, sehingga memerlukan **jaringan komunikasi yang andal** serta **sensor/unit pengukuran** untuk mengumpulkan dan mengirimkan sinyal antara pusat kontrol dan perangkat load shedding. Untuk meningkatkan keandalan, dibutuhkan **redundansi pada jaringan komunikasi**.
* **UFLS:** Diaktifkan secara **desentralisasi**, sehingga perangkat load shedding hanya membutuhkan **sensor/unit pengukuran lokal** tanpa memerlukan jaringan komunikasi terpusat.

Perbedaan ini menunjukkan bahwa ELS membutuhkan infrastruktur komunikasi yang lebih kompleks dibandingkan UFLS.

1. **Coordination between ELS and UFLS**

Tidak ada strategi load shedding yang dapat menangani semua risiko ketidakstabilan frekuensi secara sempurna, mengingat banyaknya skenario yang mungkin terjadi dan meningkatnya ketidakpastian dalam sistem tenaga saat ini. Oleh karena itu, **koordinasi antara ELS dan UFLS** dalam operasi sistem tenaga menjadi fokus dalam bagian ini.

* 1. **Benefits**

**ELS** memiliki keunggulan dalam **pemulihan cepat** frekuensi sistem melalui tindakan load shedding yang cepat, tetapi dapat mengalami masalah **ketidakcocokan** dan **akurasi kontrol** yang kurang karena keterbatasan dalam mempertimbangkan kontingensi serta ketidakpastian. Sebaliknya, **UFLS** lebih **akurat dan andal**, namun **kurang efisien** karena mekanisme intervensinya yang berbasis respons.

Koordinasi antara ELS dan UFLS dapat **saling melengkapi** untuk meningkatkan efektivitas kontrol dan menurunkan biaya keseluruhan. Umumnya, **ELS cocok digunakan untuk kejadian dengan kepastian tinggi**, sementara **UFLS diandalkan untuk situasi yang lebih tidak pasti**.

Simulasi menunjukkan bahwa **koordinasi** kedua strategi dapat menstabilkan frekuensi sistem dengan **biaya kontrol lebih rendah** dibandingkan menggunakan UFLS saja, dan lebih efektif dibandingkan ELS saja. Misalnya, dalam contoh, ELS dan UFLS bersama-sama berhasil menstabilkan frekuensi pada 49.31 Hz dengan total biaya 1,399.1 MW, lebih hemat dibandingkan UFLS tunggal yang memerlukan 2,087.1 MW.

* 1. **Difficulties and Possible Solution**

Meskipun menjanjikan, **koordinasi antara ELS dan UFLS** sangat **rumit** karena melibatkan **masalah pemrograman campuran yang non-linear, non-konveks, dan berdimensi tinggi**. Secara umum, masalah ini dapat dimodelkan, tetapi parameter optimasi dari kedua strategi load shedding ini **saling terkait**, membuat penyelesaiannya lebih kompleks dan menantang.

A number symbols on a white background

Description automatically generated

Karena **ELS dan UFLS bekerja pada waktu yang berbeda**, fungsi objektif konvensional yang hanya mempertimbangkan jumlah load shedding atau deviasi frekuensi mungkin tidak sesuai. Penting untuk menggabungkan kedua strategi dalam satu **fungsi objektif**.

Selain itu, karena keduanya **saling terkait** dalam aksi praktisnya, menyelesaikan model ini menjadi rumit. Salah satu cara untuk mengatasinya adalah dengan **mendekopling** kedua strategi selama proses penyelesaian, atau menggunakan **teknik optimasi heuristik modern**, seperti **algoritma evolusioner (EAs)**, untuk mendapatkan solusi yang lebih efektif.

* 1. **Envisions**

Dengan kemajuan komputasi dan komunikasi seperti **WAMS** dalam lingkungan smart grid, strategi **ELS dan UFLS** dapat ditingkatkan secara signifikan. Beberapa visi ke depan meliputi:

1. **UFLS Terpusat**: Tidak seperti UFLS konvensional yang bersifat lokal, skema terpusat dapat memanfaatkan informasi sistem secara menyeluruh (seperti frekuensi di bus yang jauh) untuk membuat keputusan load shedding. Ini akan lebih efisien dalam menjaga stabilitas frekuensi, terutama setelah gangguan besar.
2. **ELS dengan Teknik Komputasi Lanjutan**: Karena perhitungan ELS bersifat paralel, teknik komputasi canggih seperti komputasi terdistribusi dan cloud computing dapat mempercepat perhitungan ELS secara daring.
3. **ELS Berbantuan Intelligent Systems (IS)**: Teknik IS dapat membantu pendekatan deterministik dalam perhitungan cepat ELS, dengan kemampuan memodelkan hubungan non-linear yang kompleks. Model berbasis ELM yang dikembangkan di bab ini menunjukkan potensi dalam prediksi ELS secara real-time.
4. **Load Shedding Berbasis Demand Response**: Dalam konteks smart grid, demand response memainkan peran penting dalam operasi dan kontrol sistem, terutama dalam kontrol frekuensi. Selain untuk kondisi normal, demand response juga dapat diterapkan dalam kondisi darurat untuk mencapai tujuan tertentu, termasuk stabilitas frekuensi.
5. **State of the Art of ELS**

**ELS (Emergency Load Shedding)** secara tradisional disiapkan dengan proses **off-line**, berdasarkan perkiraan kondisi operasi (OP) dan skenario kontingensi. Namun, dengan meningkatnya ketidakpastian akibat pasar listrik terbuka dan penetrasi energi terbarukan seperti angin, pendekatan ini menjadi kurang memadai.

Berkat kemajuan perangkat keras komputasi, kini memungkinkan untuk melakukan perhitungan **ELS secara on-line**, dengan mengandalkan data operasi aktual yang sedang berjalan. Ini dikenal sebagai **'on-line pre-decision'**, yang meningkatkan akurasi dan ketahanan tabel keputusan ELS karena dapat mengikuti kondisi sistem yang nyata.

Namun, metode deterministik (baik off-line maupun on-line) memiliki keterbatasan dalam menangani banyaknya kemungkinan skenario kontingensi. Dengan sifat variabel dari energi terbarukan, khususnya **pembangkit listrik tenaga angin**, ketidakpastian dan variabilitasnya dapat menyebabkan ketidakcocokan dalam tabel keputusan, sehingga memerlukan alat yang lebih efisien untuk memprediksi kebutuhan ELS secara real-time. **Sistem cerdas berbasis ELM** yang dikembangkan mampu memenuhi kebutuhan ini dengan memprediksi ELS baik pada skenario yang sudah maupun belum pernah terlihat.

1. **IS for ELS Computation**

Bab ini memperkenalkan **Sistem Cerdas (IS)** untuk memprediksi kebutuhan **Emergency Load Shedding (ELS)** terhadap kontingensi parah, mengatasi keterbatasan pendekatan deterministik. Metodologi umumnya melibatkan dua langkah utama:

**Pembuatan Database ELS**: Database ini dihasilkan dari simulasi berbagai skenario OP (Operating Points) dan kontingensi, dengan menghitung **optimal ELS** untuk menjaga stabilitas frekuensi. Dalam IS, kontingensi diidentifikasi berdasarkan total kehilangan daya dan ketidakseimbangan antara pembangkitan dan beban, sementara OP didefinisikan oleh keluaran daya tiap generator dan beban di setiap bus.

**Ekstraksi Pengetahuan dengan Machine Learning**: Model **Extreme Learning Machine (ELM)** dilatih untuk mempelajari hubungan antara skenario OP/kontingensi dengan ELS yang diperlukan. ELM memiliki keunggulan dalam kecepatan pelatihan, kemampuan generalisasi, dan mekanisme tuning yang efisien, memungkinkan **pembaruan on-line** untuk memprediksi ELS dalam skenario yang terlihat maupun belum pernah terjadi.

Keunggulan lain dari IS berbasis ELM adalah penggunaan **kriteria stabilitas frekuensi kuantitatif** dan pendekatan optimasi untuk membangun database. Metode ini dapat bertindak sebagai alat individual atau sebagai pelengkap statistik untuk meningkatkan keandalan strategi ELS yang ada.

* 1. **Quantitative Frequency Stability Index**

Dalam mendesain strategi **load shedding** yang ekonomis, penting untuk mengevaluasi tingkat keparahan **ketidakstabilan frekuensi** akibat gangguan besar. Beberapa indeks yang sering digunakan untuk menilai keparahan penurunan frekuensi adalah **frekuensi ayunan terendah**, **rasio penurunan frekuensi**, serta **defisiensi pembangkitan dan rasio penurunan frekuensi (GD/FD)**. Namun, indeks-indeks ini hanya mengukur keparahan gangguan pada satu titik waktu dan tidak mampu merefleksikan durasi pelanggaran frekuensi atau variasi penerimaan penyimpangan frekuensi di setiap bus (konsumen). Selain itu, indeks ini tidak kontinu dan kurang akurat dalam mengevaluasi tingkat stabilitas frekuensi.

Dalam **Sistem Cerdas (IS)** yang dikembangkan, digunakan **Frequency Stability Margin (FSM)** untuk evaluasi kuantitatif stabilitas frekuensi. FSM memiliki keunggulan karena dapat mengatasi keterbatasan indeks-indeks sebelumnya, serta mampu mendukung metode sensitivitas untuk mencari batas stabilitas secara efisien atau mengoptimalkan kontrol yang diperlukan saat terjadi ketidakstabilan.

* 1. **Computation of Optimal ELS**

Dalam praktiknya, pemilihan bus untuk **load shedding** melibatkan **prioritas pasokan daya**, **aturan operasi**, dan **penilaian manusia**. Untuk meminimalkan **Emergency Load Shedding (ELS)** yang diperlukan guna memulihkan stabilitas frekuensi ke tingkat yang diinginkan, masalah ini dapat dirumuskan sebagai berikut:

A black text on a white background

Description automatically generated

di mana ΔLi adalah jumlah beban yang dilepas pada bus yang diperbolehkan iii, dan mmm adalah jumlah total bus yang diperbolehkan. Batasan operasi statis mencakup batas output pembangkit, batas tegangan bus, dan batas termal saluran transmisi. H Menunjukkan **Frequency Stability Margin (FSM)** dan merupakan fungsi dari ΔL, sedangkan ϵ adalah ambang batas yang ditentukan oleh pengguna, mewakili efek kontrol yang diinginkan.

Model ini merupakan masalah pemrograman non-linear yang tidak dapat diselesaikan secara langsung karena sifat implisit fungsi FFF. Oleh karena itu, proses solusi iteratif berbasis sensitivitas dapat digunakan. Langkah-langkah proses komputasi adalah sebagai berikut:

1. Dengan skenario **Operating Point (OP)**/kontinjensi yang diasumsikan, lakukan **Transient Dynamics Simulation (TDS)** untuk menghitung **FSM** awal h0​. Jika h0​ memenuhi batasan, proses dihentikan; jika tidak, lanjutkan ke langkah 2.
2. Pada iterasi k, hitung sensitivitas FSM untuk bus i dengan langkah pemotongan beban kecil l (misalnya 5 MW) melalui dua kali simulasi TDS berturut-turut.
3. Urutkan bus berdasarkan nilai sensitivitasnya dan terapkan ELS pada bus yang paling efektif di iterasi ini.
4. Hitung kembali FSM hk​ dengan ELS yang diterapkan. Jika hk​ memenuhi batasan yang ada, proses dihentikan; jika tidak, lanjutkan ke iterasi berikutnya.
   1. **ELS Database**

Database **Emergency Load Shedding (ELS)** ditandai oleh **fitur** dan **objek**. Fitur-fitur ini meliputi **Operating Point (OP)** sebelum terjadinya gangguan dan informasi tentang kontinjensi (peristiwa), sedangkan objeknya adalah ELS optimal yang sesuai dengan persyaratan stabilitas frekuensi.

Karena stabilitas frekuensi sistem tenaga sangat terkait dengan keseimbangan daya aktif, pada bab ini, variabel **pembangkit daya** dan **beban** sistem dalam kondisi steady-state dipilih sebagai fitur untuk menggambarkan OP. Sedangkan peristiwa kontinjensi direpresentasikan oleh ketidakseimbangan daya aktif yang dihasilkan. Fitur dan objek yang ditentukan untuk database ELS dijelaskan dalam Tabel 7.1, di mana empat item pertama berkaitan dengan OP, dan tiga item terakhir berkaitan dengan peristiwa kontinjensi.

A black text on a white background

Description automatically generated

* 1. **Implementation**

Setelah **Extreme Learning Machine (ELM)** dilatih dengan baik menggunakan database **Emergency Load Shedding (ELS)**, ELM dapat diterapkan secara daring untuk memprediksi ELS yang diperlukan secara real-time, mirip dengan tabel keputusan yang diperbarui. Selain berfungsi secara mandiri, model prediksi ini juga dapat melengkapi alat deterministik. Ini berarti jika kontinjensi yang terjadi sudah dipertimbangkan dalam metode deterministik, ELS yang diperlukan dapat diindeks dalam tabel keputusan; sebaliknya, ELS dapat diprediksi menggunakan model ELM. Konsep ini ditunjukkan dalam Gambar 7.9. Dengan kecepatan pelatihan ELM yang sangat cepat, informasi dalam tabel keputusan juga dapat digunakan untuk memperbarui atau memperkaya ELM, sehingga meningkatkan kinerja prediksi.

A diagram of a process

Description automatically generated

1. **Simulation Result**

**Sistem Cerdas (IS)** yang dikembangkan telah diuji pada **sistem 39-bus New England**. Untuk pengujian yang komprehensif, kriteria validasi silang sepuluh kali digunakan. Untuk mengukur akurasi, digunakan **mean absolute error (MAE)** dan **mean absolute percentage error (MAPE)**.

* 1. **ELS Database Generation**

Sebanyak **15 kondisi operasi (OP)** disimulasikan untuk sistem uji, mencakup berbagai pola beban/generasi (total beban bervariasi antara 50% dan 120% dari tingkat dasar). Empat jenis **peristiwa kehilangan generasi N-2** diasumsikan sebagai peristiwa kontinjensi, di mana untuk setiap jenis peristiwa, **10 gangguan berat** berbeda dipertimbangkan, yang mengakibatkan kehilangan generasi antara **300 MW dan 600 MW**. Dengan demikian, total **600 instance** dihasilkan.

Perangkat lunak **FASTEST** digunakan untuk melakukan **Transient Dynamic Simulation (TDS)**, di mana **Frequency Stability Margin (FSM)** dapat diperoleh. TDS menunjukkan bahwa nilai FSM dari 600 instance semua negatif (berkisar dari –11,9 hingga –88,2), yang berarti semuanya tidak stabil.

Dalam pengujian ini, persyaratan stabilitas frekuensi setelah **Emergency Load Shedding (ELS)** diasumsikan sebagai **1,00±0,05** dalam hal FSM. **Bus 25, bus 20, dan bus 4** dipilih sebagai bus untuk pengurangan beban yang diizinkan. Optimal ELS untuk setiap instance dihitung, dan ditemukan bahwa untuk 600 instance yang tidak stabil, ELS optimal berkisar antara **51,0 hingga 305,0 MW**.

* 1. **ELM Tuning**

Pelatihan **Extreme Learning Machine (ELM)** terutama melibatkan pemilihan fungsi aktivasi dan jumlah node tersembunyi yang optimal. Terdapat empat jenis fungsi aktivasi yang tersedia, yaitu **sigmoidal, sine, hardlim, dan radial basis functions**. Parameter optimal ditentukan melalui proses penyesuaian, di mana data pelatihan dibagi menjadi dua set data yang tidak tumpang tindih: satu untuk pelatihan dan satu untuk validasi. Parameter dipilih berdasarkan yang menghasilkan kesalahan validasi terendah.

Dari total **600 instance** yang dihasilkan, untuk menghindari bias dalam pengujian, selama proses penyesuaian hanya **400 instance** yang diambil secara acak. Instance tersebut dibagi menjadi set pelatihan (**300 instance**) dan set validasi (**100 instance**). Profil penyesuaian ELM menunjukkan bahwa fungsi aktivasi sigmoidal, sine, dan radial basis memberikan performa yang lebih baik. Ketika jumlah node tersembunyi melebihi **80**, akurasi validasi menjadi hampir setara. Khususnya, kesalahan validasi terendah sebesar **2,64%** dicapai dengan **107 node tersembunyi** menggunakan fungsi sigmoidal.

* 1. **Test Result**

Model prediksi berbasis **Extreme Learning Machine (ELM)** diuji menggunakan semua **600 instance** di bawah kriteria pengujian silang sepuluh kali. Hasil pengujian ditampilkan dalam **Tabel 7.3**, di mana waktu pelatihan dan pengujian mencakup total waktu komputasi untuk semua sepuluh kali pengujian.

Dari **Tabel 7.3**, dapat dilihat bahwa **ELM** bekerja sangat cepat, dengan waktu pengujian dan pelatihan yang sangat kecil, menunjukkan bahwa model ini dapat diterapkan secara real-time dan diperbarui secara daring. Selain itu, akurasi prediksi juga sangat baik, dengan **tenfold MAPE** hanya **3,010%** dan **MAE** sebesar **4,384 MW**, yang menandakan bahwa model prediksi dapat secara efektif memprediksi ELS yang diperlukan.

Untuk menguji dampak kesalahan prediksi terhadap efektivitas ELS praktis, sebuah instance yang tidak terlihat diambil secara acak dari set pengujian. Jumlah ELS-nya kemudian dikurangi dan ditambahkan dengan nilai MAE **4,837 MW**, dan trajektori frekuensi sistem pasca-gangguan diperoleh melalui simulasi.

A graph of a graph showing the number of times

Description automatically generated with medium confidence

**Gambar 7.11** menunjukkan trajektori tersebut, termasuk trajektori frekuensi tanpa tindakan pemadaman beban untuk mengamati efektivitas kontrol ELS yang kuat.

Dari **Gambar 7.11**, terlihat bahwa baik dengan kesalahan prediksi positif maupun negatif, trajektori frekuensi yang dihasilkan mendekati trajektori optimal ELS dengan deviasi yang sangat terbatas. Dengan kata lain, tidak ada dampak signifikan dari kesalahan prediksi terhadap efektivitas kontrol dalam implementasi praktis.

* 1. **Test on Unlearned Events**

Dalam pengujian sebelumnya, kemampuan model prediksi dalam memprediksi peristiwa yang telah dipelajari telah diverifikasi dengan kecepatan komputasi yang sangat cepat dan akurasi yang memuaskan. Uji ini juga mengeksplorasi kapasitas generalisasi model pada peristiwa yang belum dipelajari. Model **ELM** dilatih menggunakan tiga jenis peristiwa dan diuji pada satu jenis peristiwa lainnya. Hasilnya ditampilkan dalam **Tabel 7.4**.

A table with numbers and a few black text

Description automatically generated

Dari **Tabel 7.4**, terlihat bahwa akurasi prediksi pada peristiwa yang belum dipelajari kurang memuaskan, dengan rata-rata **MAPE** sebesar **4,44%** dan **MAE** sebesar **6,84 MW**. Ini menunjukkan bahwa model relatif lebih lemah dalam melakukan generalisasi pada kontingensi dibandingkan pada **Operating Points (OP)**.

Namun, penting untuk diingat bahwa tabel keputusan konvensional mungkin tidak dapat menangani masalah ketidaksesuaian. Untuk meningkatkan kinerja model prediksi, salah satu cara adalah dengan menggabungkan sebanyak mungkin peristiwa kontingensi selama tahap pelatihan offline. Cara lainnya adalah melakukan pembaruan atau pengayaan secara daring. Meskipun ini akan menghasilkan database yang lebih besar untuk pembelajaran, kecepatan belajar yang sangat cepat dari **ELM** memungkinkan tugas pelatihan offline dan online dilakukan secara efisien.

Hasil pengujian sepuluh kali pada database yang diperkaya dengan lima peristiwa menunjukkan waktu pelatihan **0,780 detik** dan waktu pengujian **0,0245 detik**, dengan **MAPE** **2,550%** dan **MAE** **4,189 MW**.

* 1. **Performance Enhancement by On-line Updating/Enriching**

Dengan memanfaatkan kecepatan pembelajaran yang sangat cepat dari **ELM**, model prediksi dapat diperbarui atau diperkaya secara daring melalui tabel keputusan yang diperbarui. Ini merupakan cara efektif untuk meningkatkan kinerja model prediksi, terutama dengan menambahkan peristiwa kontingensi baru yang tidak dipelajari pada tahap offline. Untuk menguji kelayakan dan akurasi, sebuah database ELS baru dibuat dengan satu peristiwa, yaitu pemadaman generator 8, yang terdiri dari 360 instance. Ditemukan bahwa di bawah kesalahan tunggal ini, ELS optimal yang dibutuhkan berkisar antara **102 hingga 258 MW**.

Instance baru tersebut kemudian ditambahkan ke database awal, menghasilkan database yang diperkaya dengan total **960 instance** yang mencakup kesalahan tunggal dan kombinasi. Model prediksi diuji di bawah kriteria pengujian sepuluh kali, dan hasil pengujian ditampilkan dalam **Tabel 7.5**.

A black and white text

Description automatically generated

Menurut **Tabel 7.5**, meskipun ukuran database meningkat, waktu pelatihan dan pengujian yang diperlukan oleh **ELM** tetap kecil, yang mengonfirmasi kelayakan pembaruan daring. Yang lebih penting, setelah diperkuat, akurasi prediksi meningkat sedikit, menunjukkan bahwa model prediksi dapat menggeneralisasi prediksinya terhadap kontingensi yang berbeda ketika dilatih dengan berbagai jenis kontingensi.

Perlu dicatat bahwa dalam praktiknya, jumlah instance baru yang dapat dihasilkan secara daring untuk pembaruan tergantung pada skala sistem dan perangkat keras komputasi. Pada komputer biasa dengan CPU **3,1 GHz**, perhitungan ELS untuk satu instance memakan waktu **5 detik** menggunakan perangkat lunak **FASTEST**.

1. **Conclusion**

**Pemotongan beban** terhadap ketidakstabilan frekuensi mencakup **response-driven load shedding** (dikenal sebagai UFLS) dan **ELS**. UFLS berfungsi sebagai lini pertahanan terakhir sistem tenaga dan dapat bereaksi terhadap semua kesalahan, tetapi memiliki biaya kontrol yang tinggi dan efisiensi rendah. Sementara itu, ELS dapat dengan cepat memulihkan frekuensi sistem berkat mekanisme intervensi yang cepat, tetapi mungkin mengalami masalah ketidakcocokan.

Bab ini pertama-tama memberikan pengantar dan perbandingan menyeluruh tentang kedua strategi pemotongan beban, kemudian mengembangkan **sistem cerdas** (IS) untuk prediksi ELS secara real-time dengan menggunakan teknik **extreme learning machine** (ELM). Model yang dikembangkan ini dapat digunakan sebagai alat individu untuk memprediksi ELS yang dibutuhkan dalam menghadapi berbagai peristiwa kontingensi berat. Selain itu, model ini juga dapat melengkapi pendekatan deterministik konvensional untuk mengatasi kelemahan yang ada.

IS ini diuji pada **sistem 39-bus New England**. Berdasarkan hasil simulasi, kesimpulan berikut dapat diambil:

1. **IS berbasis ELM** bekerja sangat cepat dengan waktu pelatihan dan pengujian yang kecil, sehingga memungkinkan aplikasi real-time dan pembaruan/enrichment daring.
2. Akurasi prediksi sangat tinggi pada peristiwa kontingensi yang dipelajari, dan penyelidikan menunjukkan bahwa kesalahan prediksi hanya memiliki dampak yang sangat kecil pada efek kontrol.
3. Akurasi prediksi kurang memuaskan pada peristiwa yang tidak dipelajari, yang menunjukkan perlunya menggabungkan sebanyak mungkin peristiwa kontingensi dalam tahap pelatihan offline dan/atau melakukan pembaruan/enrichment daring untuk memasukkan lebih banyak kontingensi.

Lebih jauh lagi, pembaruan/enrichment daring adalah cara yang efektif untuk meningkatkan dan mempertahankan kinerja praktis dari IS.