

UNIVERSITAS BENGKULU – FAKULTAS TEKNIK
JURUSAN TEKNIK ELEKTRO

PROBLEM SET 11: ANALISIS DERET WAKTU DAN PERAMALAN

Topik: Arsitektur Recurrent Neural Network, LSTM, GRU, dan Peramalan Daya EBT

Informasi Tugas & Identitas Mahasiswa

Nama	:		NPM	:	
Prodi/Kelas	:	S1 Teknik Elektro	Hari/Tanggal	:	
Dosen	:	Ir. Novalio Daratha, Ph.D.	Batas Waktu	:	1 Minggu

Soal 1. [Level C1 – Mengingat / *Remembering*] (Bobot: 10%)

- Sebutkan dan jelaskan fungsi dari 3 gerbang utama pada arsitektur *Long Short-Term Memory* (LSTM): *Forget Gate*, *Input Gate*, dan *Output Gate*!
- Apa yang dimaksud dengan dimensi Tensor 3D (N, T, D) pada framework PyTorch / TensorFlow saat menyiapkan dataset sekuensial deret waktu?

Soal 2. [Level C2 – Memahami / *Understanding*] (Bobot: 15%)

- Jelaskan secara matematis mengapa jaringan RNN sederhana (*Simple Vanilla RNN*) mengalami fenomena **Vanishing Gradient** saat dilatih menggunakan algoritma *Backpropagation Through Time* (BPTT) pada data sekuensial yang sangat panjang!
- Bagaimana jalur *Cell State* pada LSTM ($C_t = f_t \odot C_{t-1} + i_t \odot \tilde{C}_t$) mampu mencegah masalah kelenyapan gradien tersebut?

Soal 3. [Level C3 – Menerapkan / *Applying*] (Bobot: 20%)Pada sebuah sel LSTM sederhana satu dimensi, pada langkah waktu t diketahui:

- Cell state sebelumnya: $C_{t-1} = 2.0$, Hidden state sebelumnya: $h_{t-1} = 0.5$
- Nilai aktivasi Forget Gate: $f_t = \sigma(W_f[h_{t-1}, x_t] + b_f) = 0.8$
- Nilai aktivasi Input Gate: $i_t = \sigma(W_i[h_{t-1}, x_t] + b_i) = 0.6$
- Nilai kandidat memori baru: $\tilde{C}_t = \tanh(W_c[h_{t-1}, x_t] + b_c) = 0.5$
- Nilai aktivasi Output Gate: $o_t = \sigma(W_o[h_{t-1}, x_t] + b_o) = 0.9$

- Hitunglah nilai *Cell State* yang baru (C_t).
- Hitunglah nilai *Hidden State* yang baru ($h_t = o_t \odot \tanh(C_t)$).

Soal 4. [Level C4 – Menganalisis / *Analyzing*] (Bobot: 20%)

Dua model deep learning dilatih untuk meramalkan daya keluaran Pembangkit Listrik Tenaga Bayu (PLTB) 10 MW yang sangat fluktuatif berbasis data kecepatan angin dan arah angin:

- **Model LSTM-2 Layer** (Hidden units: 128): Waktu training = 45 menit, Nilai RMSE Validasi = 0.42 MW.
- **Model GRU-2 Layer** (Hidden units: 128): Waktu training = 28 menit (38% lebih cepat), Nilai RMSE Validasi = 0.43 MW.

Tugas Analisis:

- a. Analisislah mengapa model GRU mampu mencapai performa akurasi yang hampir identik dengan LSTM namun dengan efisiensi waktu komputasi yang jauh lebih cepat!
- b. Tinjau perbedaan kompleksitas jumlah matriks bobot (W) yang harus diperbarui oleh optimizer pada gerbang GRU vs LSTM!

Soal 5. [Level C5 – Mengevaluasi / *Evaluating*] (Bobot: 15%)

Dalam pra-pemrosesan normalisasi data iradiasi matahari ($0 - 1200 \text{ W/m}^2$) untuk jaringan LSTM:

- **Skema A:** Menerapkan `MinMaxScaler(feature_range=(0, 1))` pada seluruh data fitur.
- **Skema B:** Menerapkan `StandardScaler` (Mean 0, Std 1).

Evaluasilah kelebihan Skema A vs Skema B mengingat data radiasi matahari memiliki batas fisik minimum tegas bernilai tepat 0 pada malam hari. Mengapa penskalaan (0, 1) lebih disukai untuk fungsi aktivasi sigmoid pada gerbang LSTM?

Soal 6. [Level C6 – Merancang / *Creating*] (Bobot: 20%)

Rancanglah sebuah arsitektur model **Bidirectional LSTM (BiLSTM)** menggunakan PyTorch atau Keras untuk memprediksi profil tegangan gardu distribusi 24-jam ke depan:

- a. Lapisan 1: BiLSTM (Input features: 5, Hidden size: 64, Dropout: 0.2).
- b. Lapisan 2: Unidirectional LSTM (Hidden size: 32).
- c. Lapisan 3: Fully Connected (Linear) Output Layer berdimensi 24 titik prediksi.
- d. Tuliskan fungsi *Data Loader* untuk membuat sliding window sekuensial dengan panjang input $T_{in} = 72$ jam dan target peramalan $T_{out} = 24$ jam.