

Modelos de Deep Learning em auxílio à previsão de variáveis meteorológicas em aeroportos na Antártica

Alana de Lima Pontes Gadelha¹

Lúcia Maria A. Drummond²

Leandro Santiago²

¹ Centro de Hidrografia da Marinha - CHM, Niterói-Brasil

² Instituto de Computação, Universidade Federal Fluminense - UFF – Niterói RJ – Brasil

November 5, 2025

Motivação

Motivação

- Propor o uso de modelos de Inteligência Artificial (IA), especificamente de modelos de *Deep Learning*, como ferramentas complementares aos modelos numéricos, contribuindo para uma melhor previsão do tempo e segurança operacional nos aeródromos de regiões polares remotas;
- O Brasil mantém a base EACF (Estação Antártica Comandante Ferraz), em cumprimento ao **PRO**grama **ANTÁ**rtico Brasileiro (**PROANTAR**).
 - Uso do aeródromo Tenente Rodolfo Marsh Martin (SCRM), Chile.
 - Atua como apoio logístico para diversas nações e é usado para transporte de suprimentos e pessoal.

Motivação



Problema

Previsão Meteorológica em Ambientes Extremos

1. Desafios da previsão meteorológica na Antártica

- Condições climáticas extremas dificultam a precisão dos modelos;
- Modelos NWP tradicionais, como o ICON-LAM, exigem alto poder computacional;
- A demora no processamento limita respostas rápidas a mudanças locais.

2. Importância para operações aéreas

- Previsões confiáveis garantem segurança em pousos e decolagens;
- O planejamento seguro depende de dados locais eficazes e ágeis.

3. Necessidade de alternativas eficientes

- Soluções com menor custo computacional são essenciais;
- Modelos locais possibilitam respostas rápidas em regiões inóspitas.

Contribuições

Contribuições

Assim, as principais contribuições desse trabalho são:

- 1 Desenvolvimento de técnicas de pré-processamento de dados meteorológicos provenientes de estações automáticas, além da correta extração dos dados, provenientes do output, do modelo numérico ICON-LAM;
- 2 Proposta de utilização de modelos de *Deep Learning* para previsão de temperatura e pressão, em apoio à segurança de aterrizações e decolagens de aeronaves;
- 3 Análise comparativa dos resultados qualitativos, além dos tempos de execução das estratégias de *Deep Learning*, em relação aos resultados e tempo de processamento do Modelo Numérico ICON-LAM, executado em um supercomputador HPE (Hewlett Packard Enterprise).

Material e Método

Estratégias de Pré-processamento

- Coleta e pré-processamento dos Dados Meteorológicos da estação automática de SCRM, com 15 anos de dados horários.
- Pré-processamento com os dados numéricos do Modelo ICON-LAM, com 1 ano e 6 meses de dados a cada 3 horas.

Estratégias de Pré-processamento

SBGR METAR 04/11/2025 METAR SBGR 042000Z 19004KT 5000 BR BKN011 22/20 Q1014 RERA=

**1****Coleta**

Dados METAR coletados na estação do aeroporto SCRM entre 01/2010 e 06/2025.

2**Tratamento**

Remoção e correção de valores faltantes para garantir integridade dos dados.

3**Normalização**

Padronização via z-score aplicada para uniformizar as variáveis.

4**Seleção de Variáveis**

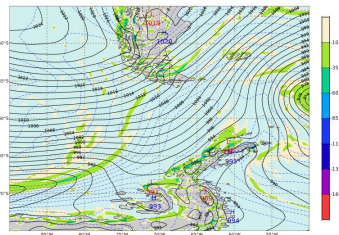
Incluídas variáveis meteorológicas relevantes e excluídas as sem correlação significativa.

Estratégias de Pré-processamento

ICON-LAM (ICOsahedral Nonhydrostatic Limited Area Mode)

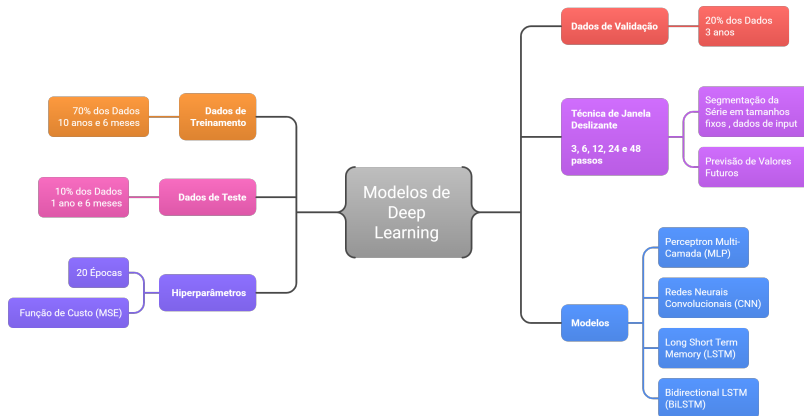
- Resolução espacial de **6,5 km**, aplicado à região da Antártica;
- A grade utilizada possui dimensões de **1201 x 1121 pontos**, abrangendo latitudes de **-56,00° a -14,00°** e longitudes de **270,00° a 345,00°**;
- A extração da série temporal foi realizada para o ponto geográfico de **latitude -62,1917°** e **longitude -58,9867°**, correspondente à localização do **aeroporto SCRM**, obtendo dados próximos da estação meteorológica automática e permitindo a comparação direta.

Modelo ICONLAM6.5Km/CHM - PRNMM (hPa) + Esp. (850-1000 hPa) + Vort. Neg (1000 hPa)
Ref: 12Z04Nov2025 (Tue) + PROG0000h/Val: 12Z04Nov2025 (Tue)



Experimentos

Configuração do Experimentos



Configuração do Experimentos

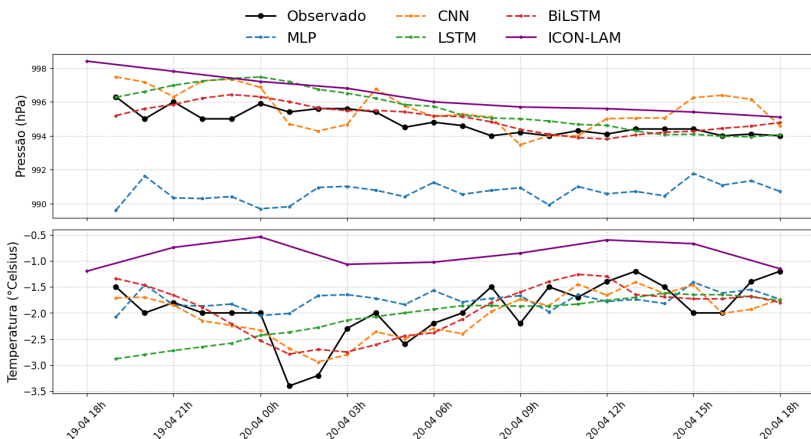
Comparação de Modelos de Rede Neural

Característica	MLP	CNN	LSTM	BiLSTM
Tipo	Rede neural tradicional	Especializada em padrões espaciais	Rede neural recorrente	Rede neural recorrente bidirecional
Dados de Entrada	24 inputs	3 inputs (1D)	48 inputs / 12 outputs	24 inputs / 24 outputs
Arquitetura	Flatten() → Dense(32) → Dense(32) → Dense(1) → Reshape(Conv1D(32, k=3, padding='same') → Dense(32) → Dense(1)	LSTM(32) → Dense(24) → Reshape(Bidirectional(LSTM(32)) → Dense(24) → Reshape(
Função de Ativação	ReLU nas duas Dense(32); linear na saída	ReLU no conv1D e na Dense(32); linear na saída	ReLU implícita? (LSTM tem gates internas; Dense(24) é linear por padrão)	idem LSTM; Dense de saída linear
Tamanho do Passo	24×15 → 1 passo(batch, 1, 1)	3×15 → 1 passo(batch, 1, 1)	≈48×15 → 12 ou 24 passos (Reshape(24×15 → 24 passos(batch, 24, 1)
Parâmetros	12,641 (360→32→32→1)	2,561 (Conv: 1,472; Dense32: 1,056; Dense1: 33)	6,936 (LSTM32: 6,144; Dense24: 792)	13,848 (BiLSTM: 12,288; Dense: 1,560)

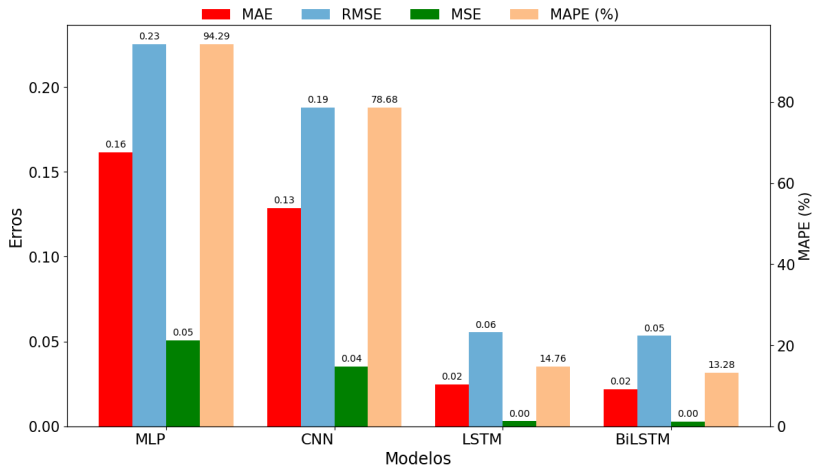
Resultados

Configuração Computacional e Resultados

- **Modelo ICON-LAM** executado em supercomputador **HPE Apollo K6000** com 336 CPUs **Intel® Xeon® Gold 6248R a 3 GHz**, distribuídos em 7 nós;
- **Treinamento dos modelos de Deep Learning** realizado no ambiente **Google Colab**, utilizando a biblioteca **TensorFlow** e aceleradores como **GPUs**;



Resultados



Resultados

Modelo	Treino CPU	Treino GPU	Teste CPU	Teste GPU
MLP(24 Inputs)	73,618	62,407	1,141	2,614
CNN(3 Inputs)	119,969	95,317	1,125	1,612
LSTM(12 Inputs)	1038,652	635,180	2,968	1,742
BiLSTM(24 Inputs)	1829,633	580,637	3,867	2,074

Table: Tempos de execução em segundos, para treinamento e testes/inferências dos modelos, tanto em CPU quanto em GPU.

- Modelos leves como MLP e CNN apresentam maior latência na GPU devido a custos fixos com transferência de dados e inicialização;
- CPU é mais eficiente para janelas curtas e redes rasas, onde *overhead* de GPU impacta negativamente o desempenho;
- Redes recorrentes como LSTM e BiLSTM se beneficiam do paralelismo da GPU, reduzindo significativamente o tempo de inferência e treinamento.

Conclusão

Conclusão e trabalhos futuros

■ Conclusão

- Desempenho Superior do BiLSTM em Previsões Meteorológicas; Capacidade avançada de capturar padrões diários e sazonais por processamento bidirecional que considera passado e futuro simultaneamente;
 - Um dos principais diferenciais do modelo BiLSTM está no tempo de execução: aproximadamente 10 minutos, frente aos aproximadamente 37 minutos do ICONLAM.
 - Desempenho superior nas métricas de erro, garantindo previsões mais precisas;

■ Trabalhos Futuros

- Futuros trabalhos poderão explorar estratégias híbridas, focando na melhoria da dinâmica do próprio modelo ICON-LAM em prever variáveis, por meio das estratégias de Deep Learning;
- Além de expandir para as demais estações meteorológicas;

Obrigada