**Slide 1 – Título**

* Este projeto surge da curiosidade de saber se podemos trocar **modelos mais complexos** por **modelos mais simples**, **sem sacrificar precisão**, quando as **injeções de potência têm estrutura no tempo**.
* Vamos explorar **como a correlação temporal pode ajudar na estimação de perdas** com diferentes modelos de regressão.

**Slide 2 – Introdução e Motivação (Ruído)**

* Modelos simples têm menos poder preditivo, mas são **mais escaláveis**.
* Modelos complexos como o Outer-Product crescem **rapidamente em dimensionalidade**, o que os torna **impraticáveis em redes reais grandes**.
* A nossa motivação é ver **em que situações os modelos simples podem ser suficientes**.

Aponta para o gráfico:

“Aqui vemos que o Outer-Product tem o menor erro (RMSE).”

**Slide 3 – Dados Originais: Volatilidade**

* Analisámos os perfis de potência e notámos **muita volatilidade e picos**.
* Na realidade, **as cargas costumam ter um padrão mais regular**, por exemplo nos ciclos diários de consumo.

“Isto levou-nos à pergunta: **e se os dados forem mais suaves ao longo do tempo?**”

**Slide 4 – Visualização: Dados com Correlação**

* Gerámos versões dos dados com **correlação temporal**, usando uma **suavização exponencial**.

Aponta:

“Na linha laranja vemos que os dados suavizados são mais realistas e menos voláteis. Isto aproxima-nos mais de uma rede real.”

**Slide 5 – Como aplicámos a correlação**

* Usámos **suavização exponencial com fator α = 0.8** — ou seja, cada valor depende 80% do valor anterior e 20% do valor atual.
* Isto simula **padrões de consumo mais lentos e regulares**.

**Slide 6 – Modelos Testados**

Diz:

* Testámos 4 modelos: Outer-Product (todos os termos cruzados e quadráticos), Edge-Reduced (cruzados só entre barramentos ligados), Squares-Only (só termos quadráticos), Squares-Reduced (modelo minimalista)

Enfatiza que cada modelo tem entre 3 e 10 parâmetros. O objetivo é comparar desempenho vs complexidade.

**Slide 7 – Melhoria com Correlação Temporal**

* Com a suavização, **os modelos simples melhoraram imenso** — o Squares-Reduced teve um ganho de mais de 73% no RMSE!
* Já o Outer-Product piorou ligeiramente. **Porquê?** Overfitting ou sensibilidade ao tipo de estrutura.

**Slide 8 – Robustez ao Ruído**

* Aqui testámos os modelos com diferentes níveis de ruído.
* O Squares-Only e Squares-Reduced **mantêm desempenho muito estável**, mesmo com ruído.

“O Outer-Product é mais sensível, o que mostra que **mais complexidade não significa mais robustez**.”

**Slide 9 – Ganho percentual com correlação**

* Este gráfico mostra quanto os modelos **beneficiam da correlação temporal** à medida que o ruído aumenta.
* Os modelos simples mantêm ganhos estáveis — o que reforça que a **estrutura temporal dos dados ajuda modelos menos expressivos a aprender melhor**.

**Slide 10 – Precisão vs Tamanho da Série Temporal**

Gráficos lado a lado

* Agora analisamos a precisão dos modelos **com diferentes quantidades de dados**.
* Sem correlação (gráfico da direita): os modelos precisam de muito mais dados.
* Com correlação (esquerda): o modelo mais simples já atinge ótimo desempenho com muito poucos pontos.

“Com poucos dados, modelos simples beneficiam mais da correlação temporal.”  
“Com muitos dados, o modelo mais complexo recupera e atinge o melhor RMSE.”

**Slide 11 – Conclusão**

* A presença de correlação temporal **reduz o erro** e **aumenta a eficiência** dos modelos, especialmente dos mais simples.
* O modelo Squares-Reduced, com apenas 3 parâmetros, **foi o melhor com dados suavizados**.
* Isto mostra que **podemos simplificar modelos sem perder precisão** — desde que os dados tenham estrutura.
* Também vimos que a quantidade de dados é importante, mas a **qualidade temporal dos dados é decisiva**.

**Slide 12 – Obrigado**

Obrigado! Se tiverem dúvidas ou quiserem discutir mais, estamos disponíveis.