

Nº 179362

A metrologia 4.0 e sua interação com a medição de vazão de fluidos: ponto de vista do cientista de dados

Olga Satomi Yoshida

*Palestra apresentada no ENCONTRO
TÉCNICO DE MEDIÇÃO DE VAZÃO,
2024, São Paulo. 17 slides*

A série “Comunicação Técnica” compreende trabalhos elaborados por técnicos do IPT, apresentados em eventos, publicados em revistas especializadas ou quando seu conteúdo apresentar relevância pública.

PROIBIDO REPRODUÇÃO

Encontro Técnico de Medição de Vazão

Evento organizado pelo Grupo Técnico de Vazão-GTVazão
da Sociedade Brasileira de Metrologia-SBM

A METROLOGIA 4.0 E SUA INTERAÇÃO COM A MEDIÇÃO DE VAZÃO DE FLUIDOS

PONTO DE VISTA DO CIENTISTA DE DADOS

Olga Satomi Yoshida
Tecnologias Regulatórias e Metrológicas – TRM - IPT
22-03-2024

Agenda

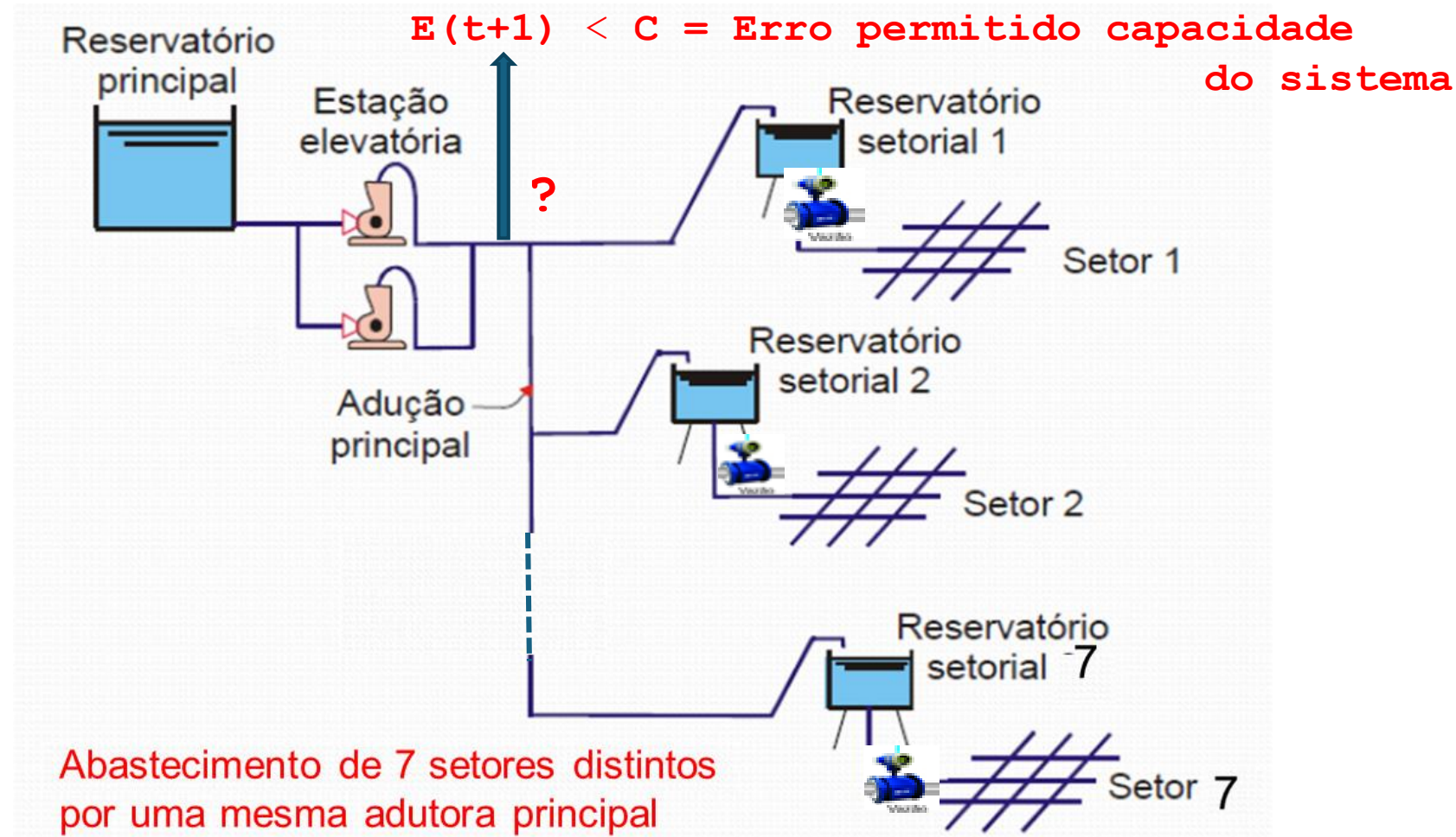
Introdução	Introdução: O que é metrologia 4.0
	Introdução e método para apresentação orientado por caso
	Objetivo: análise tangível da metrologia 4.0 e ciência de dados e medição
Contexto onde a metrologia 4.0 possa ser representada e a perspectiva da ciência de dados possa ser colocada	Contexto e Problema: medição sem medidor e previsão com erro controlado
	Modelo da solução proposta – medição virtual
	Modelo previsional e de previsão
	Incorporação da incerteza dos medidores na incerteza da medição virtual e da previsão
	Solução no conjunto de reservatórios: budget da incerteza da medição virtual - influencia da incerteza dos sistemas de medição e da incerteza do Machine Learning
	Como o cientista de dados incorpora a metrologia 4.0 na operação 4.0 de um sistema adutor ?
Conclusão	Workflow da IA e do Cientista de Dados
	Metrologia 4.0 e medição na perspectiva do cientista de dados

Contexto problema: estas regras operacionais são definidas em função da previsão de consumo de toda a alça nas próximas horas e da capacidade do reservatório.

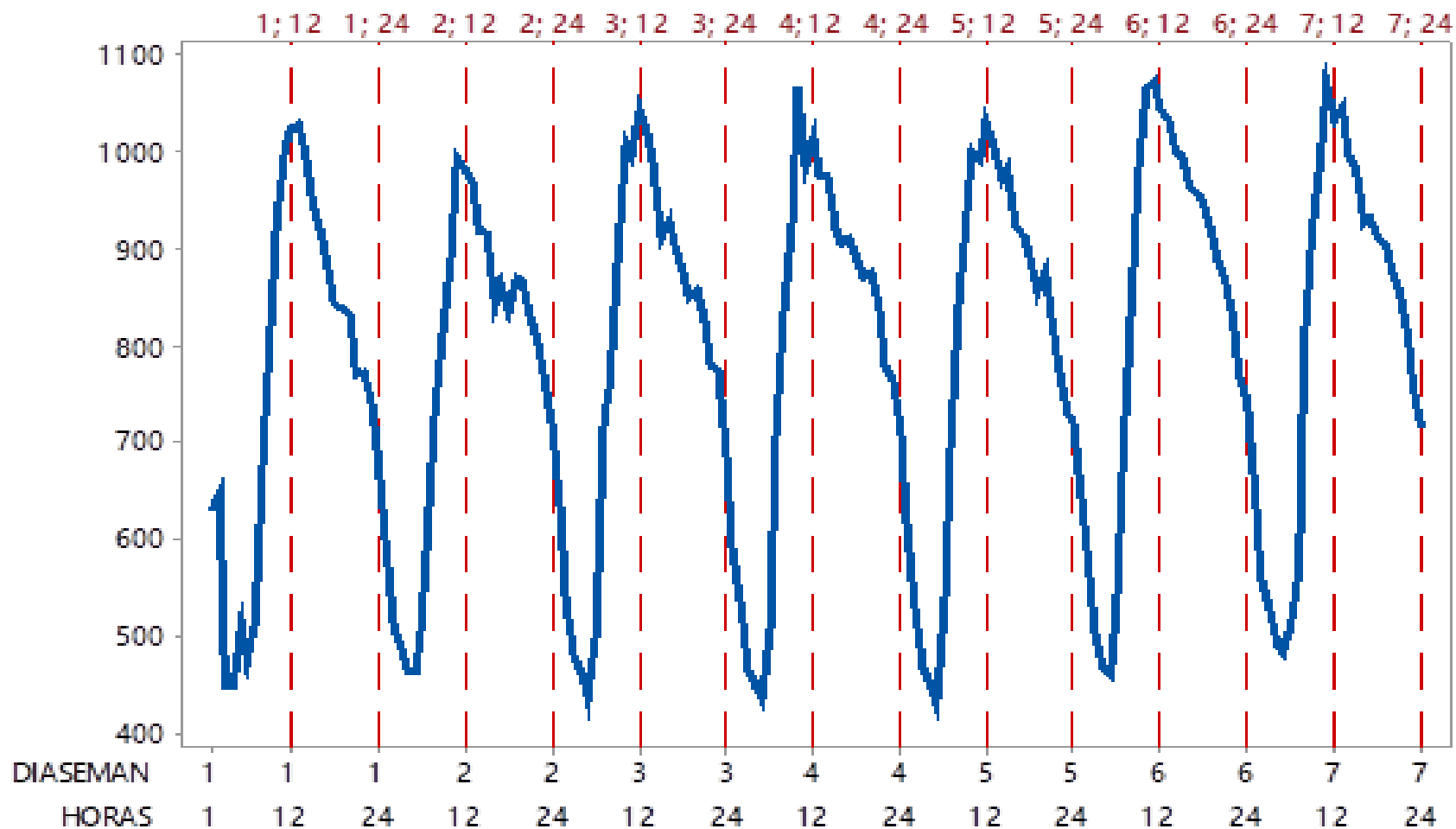
Problema 1: não há medidor na entrada do reservatório. Como medir o consumo neste ponto sem medidor?

Problema 2: Como prever pras próximas horas o consumo neste ponto ?

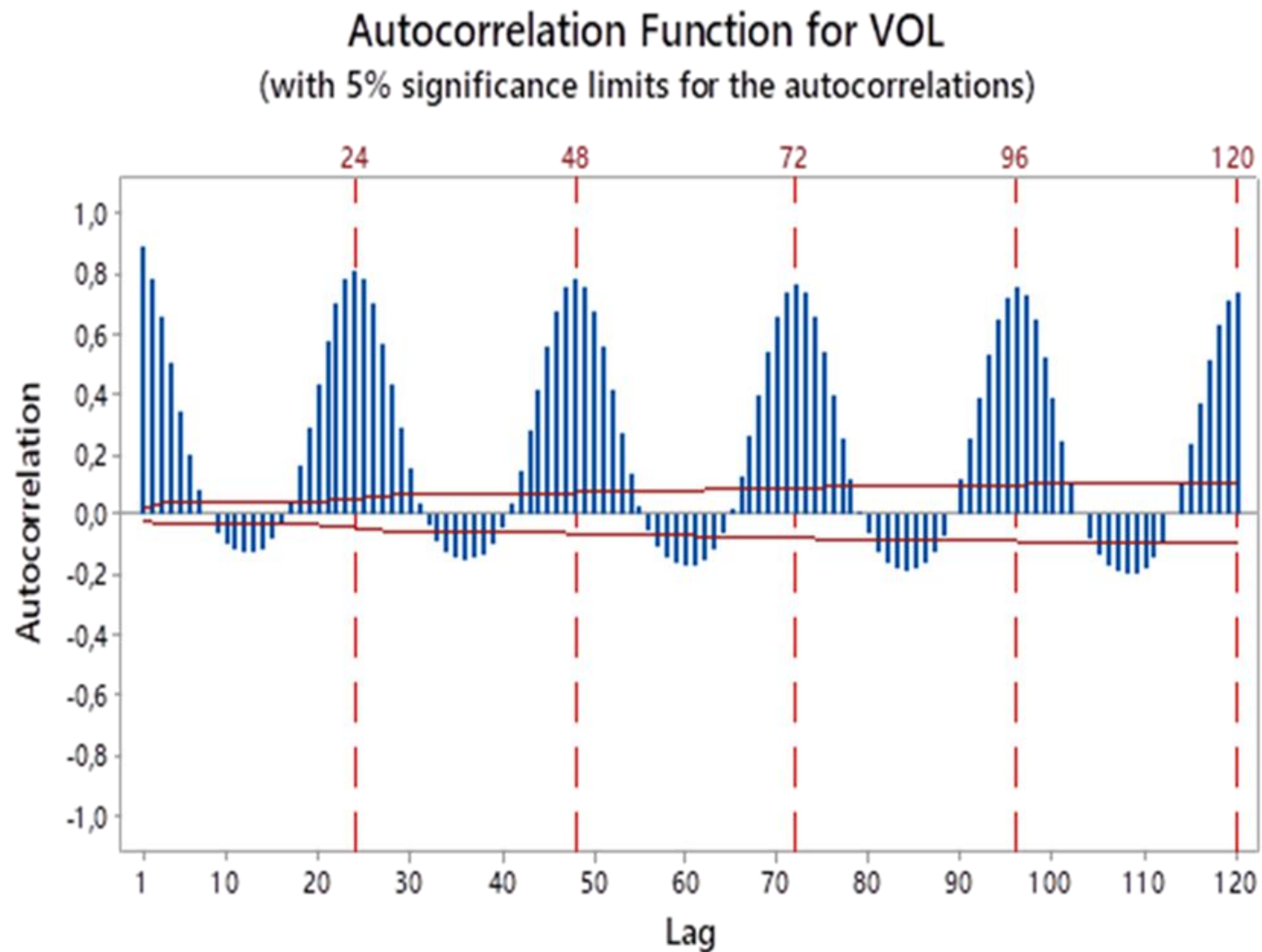
Problema 3: como estimar a margem de erro da previsão considerando a incerteza do SM e de modelo previsional? De tal maneira que $< C$



Curva de consumo no Reservatório 1 Jaçanã



Curva de consumo no Reservatório 1 Jaçanã



Modelo previsional ajustado

A previsão para uma hora adiante depende dos parâmetros abaixo $X(t+1) = C + \sum Ci \times \theta i$

da hora do dia;

do dia da semana;

do mês;

da temperatura de horas anteriores; indicadores de erros transmissão

do consumo de horas anteriores; e indicadores de erros transmissão

A previsão para até 24 horas adiante depende:

da hora do dia;

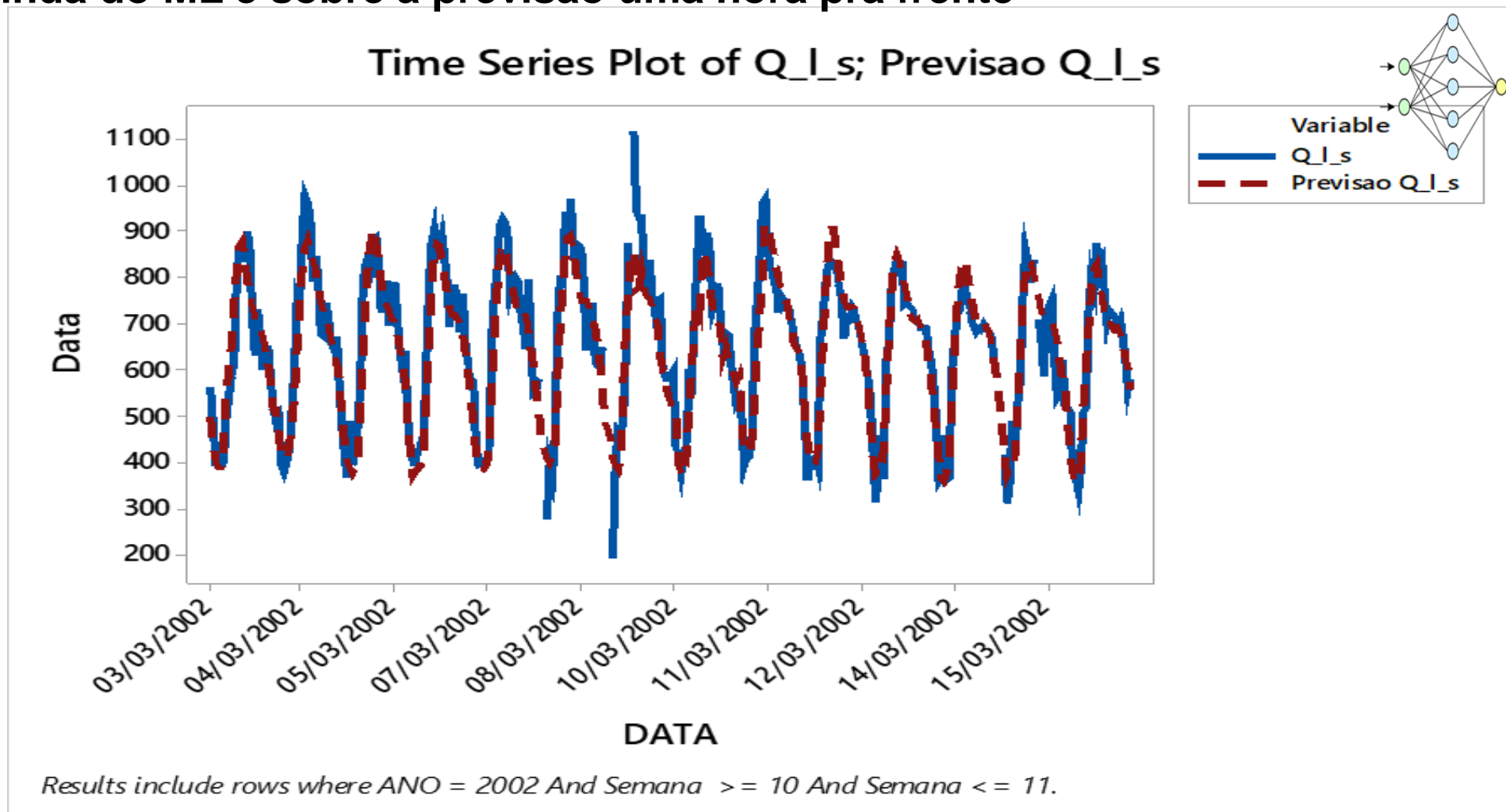
do dia da semana;

do mês;

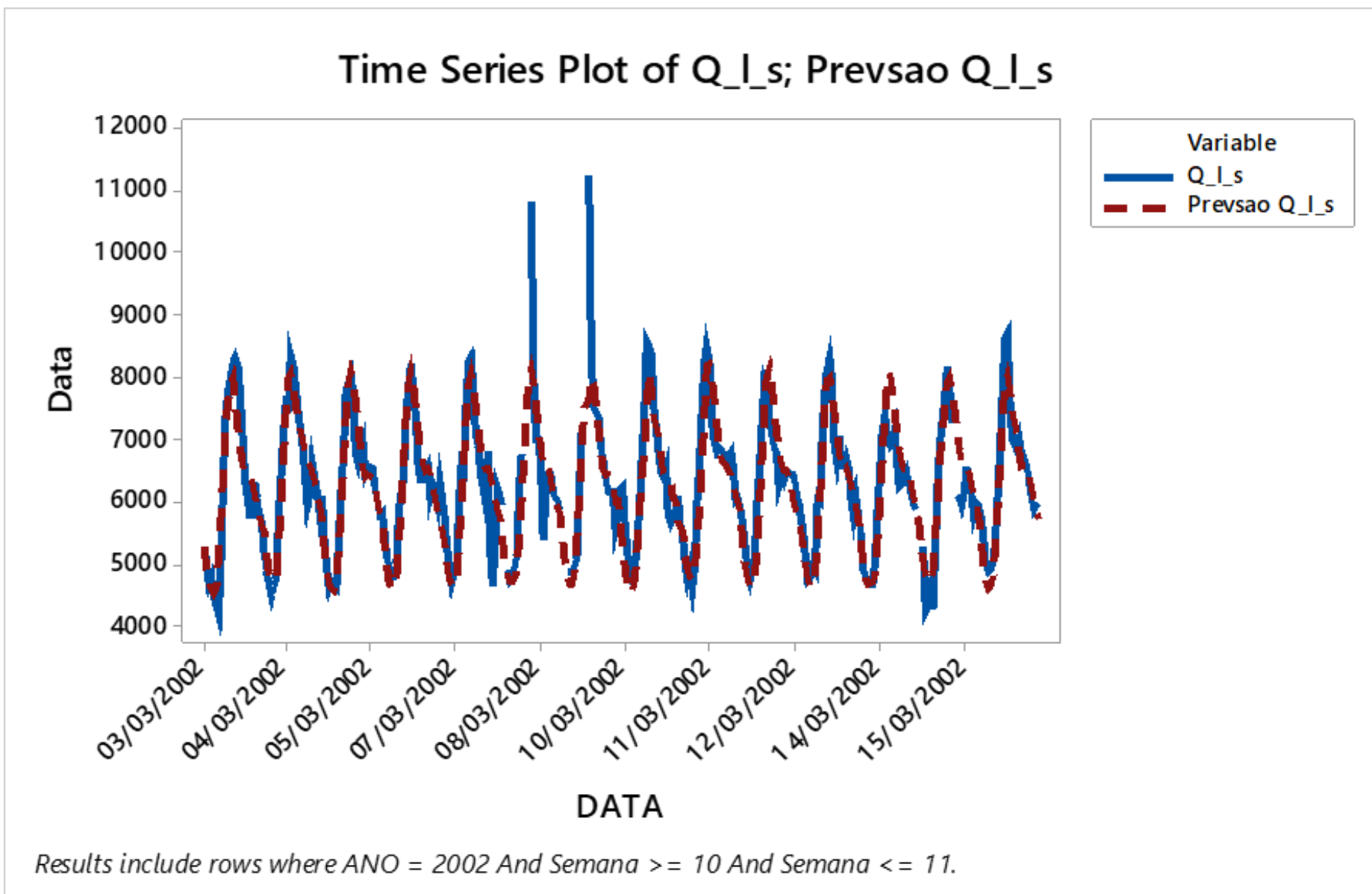
da temperatura do dia anterior;

do consumo de até dois dias anteriores

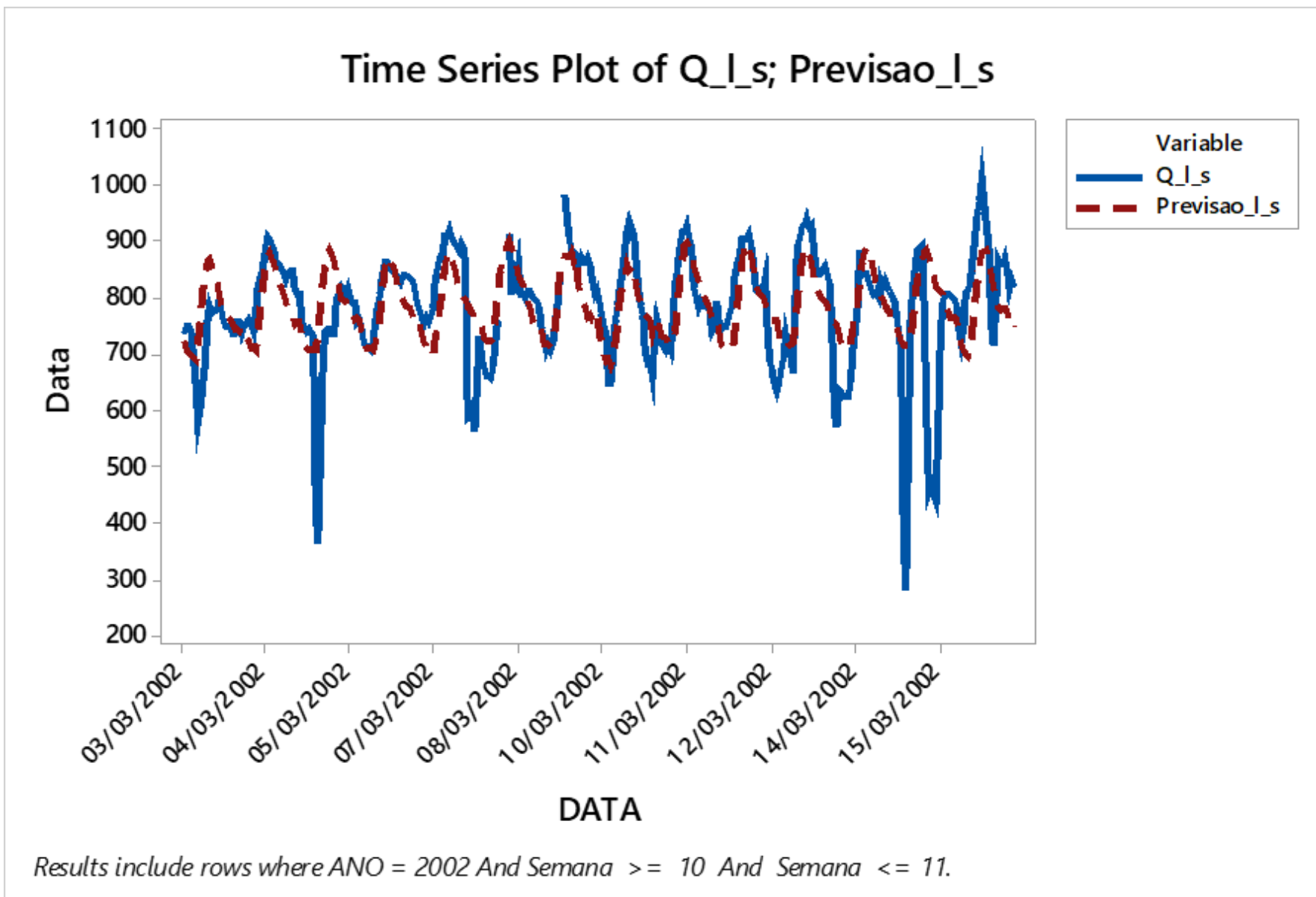
Entendendo melhor a ML neste caso - Calculo do U(ML) incerteza sobre medição virtual advinda do ML e sobre a previsão uma hora pra frente

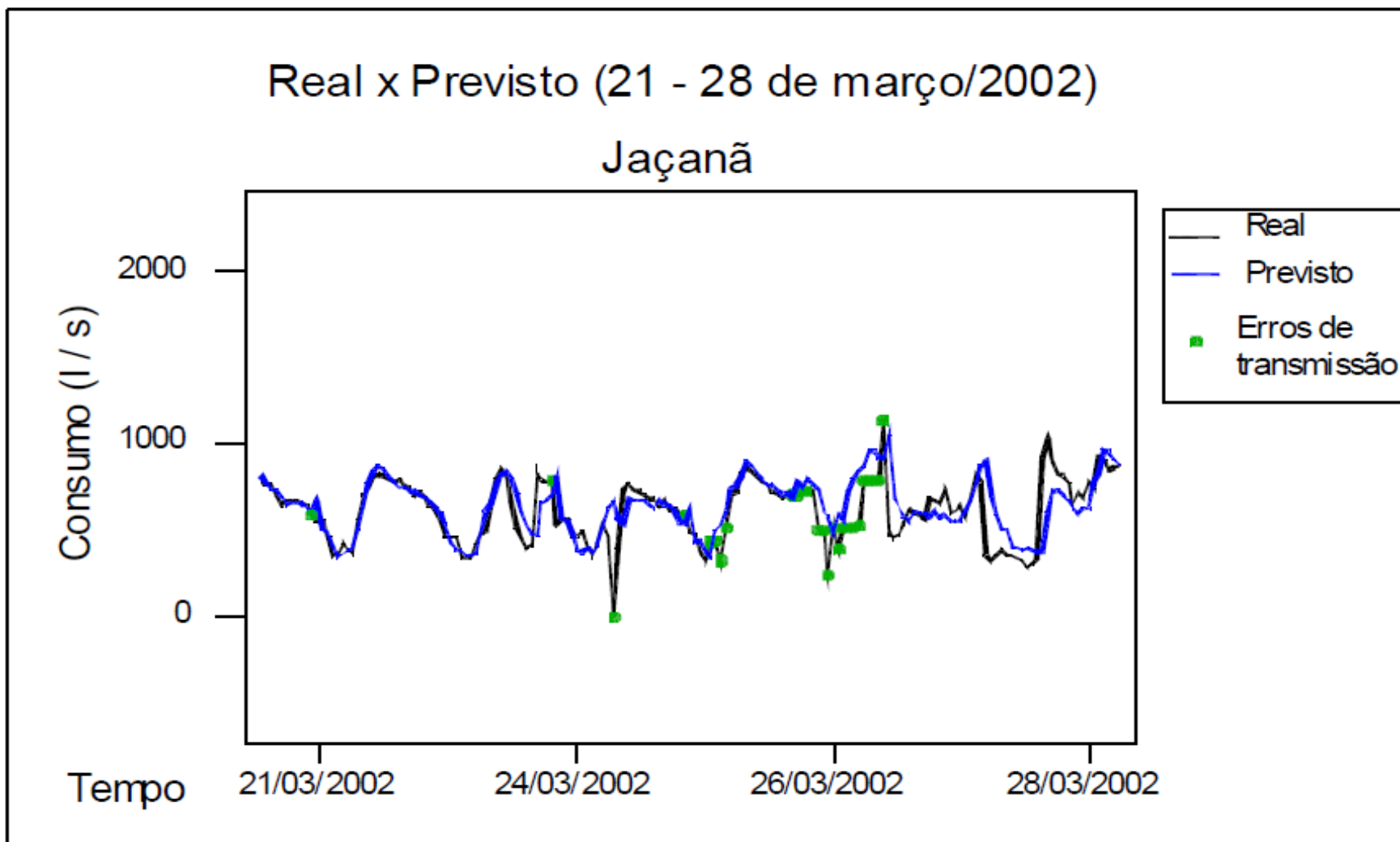


Jaçana

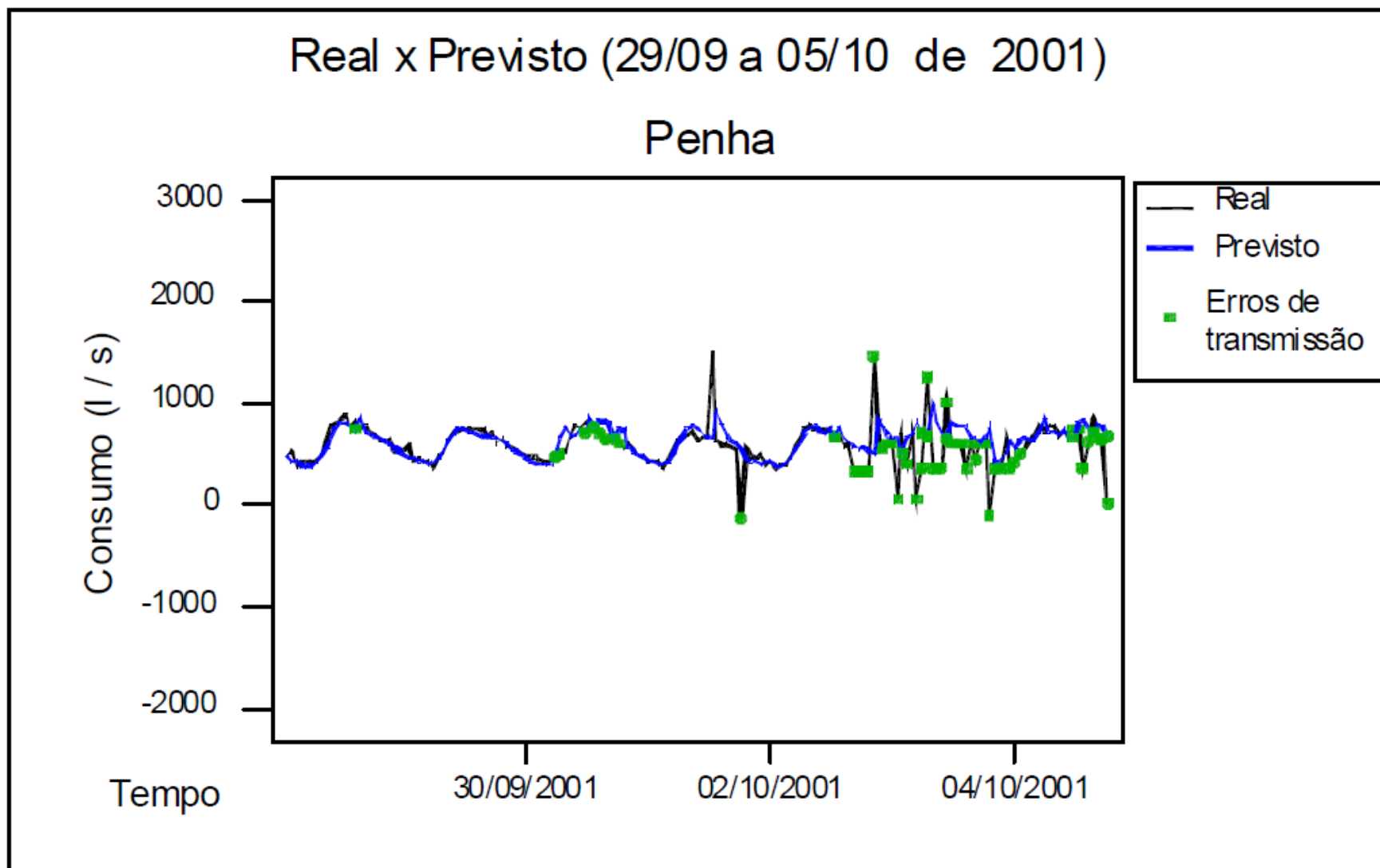


Edu Chaves

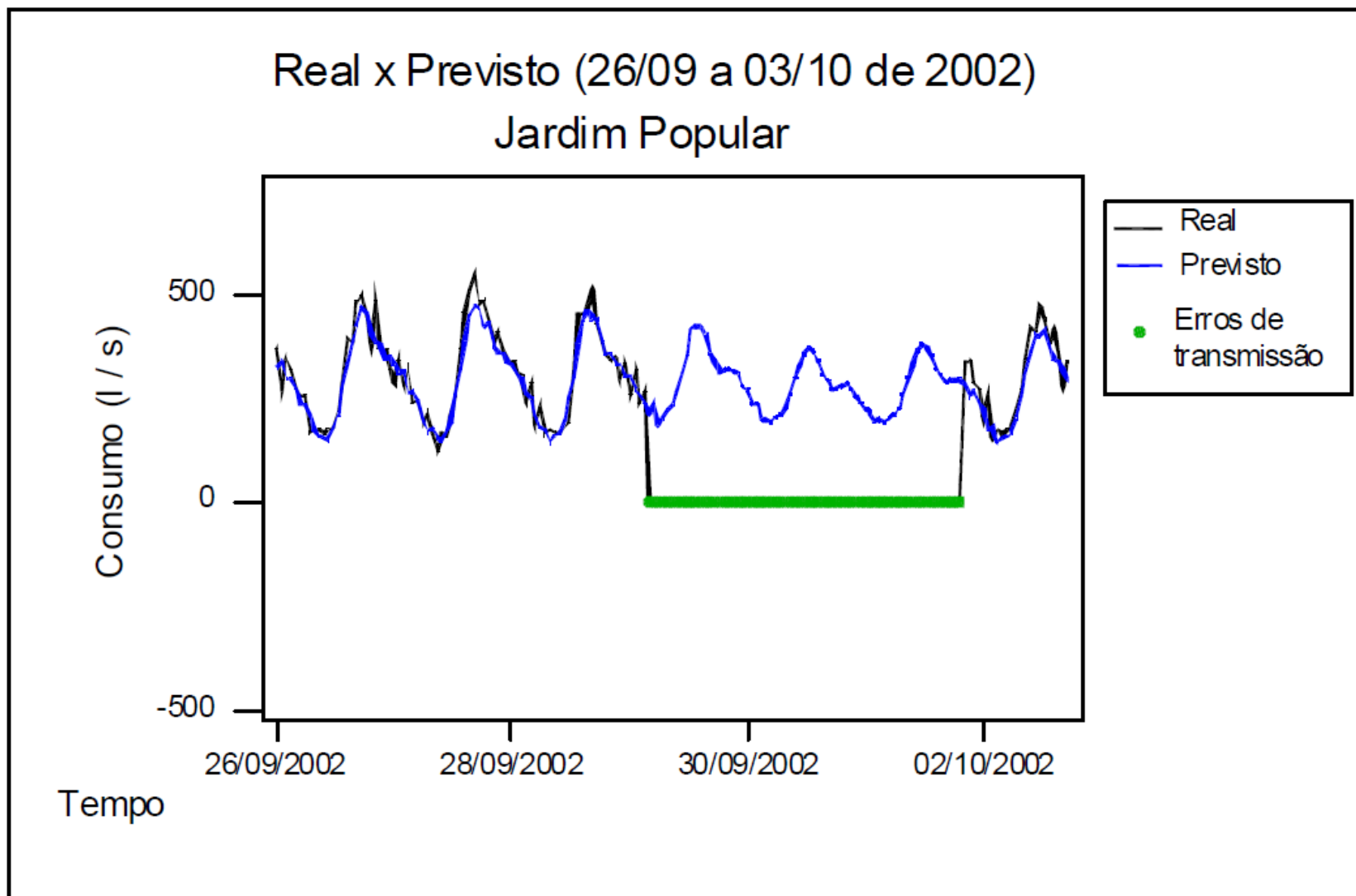




› **B2.** Consumo real x previsto (modelo para 1 hora adiante – Jaçanã). Período rios erros de transmissão.



B6. Consumo real x previsto (modelo para 1 hora adiante – Penha).



10. Consumo real x previsto (modelo para 1 hora adiante – J. Popular).

Modelo no reservatório 1 : uso do Machine Learning para prever identificar anomalia e substituir por medição sintética e previsão da próxima hora (t+1) e propagação dos erros do SM e do ML no resultado $X1(t+1)$

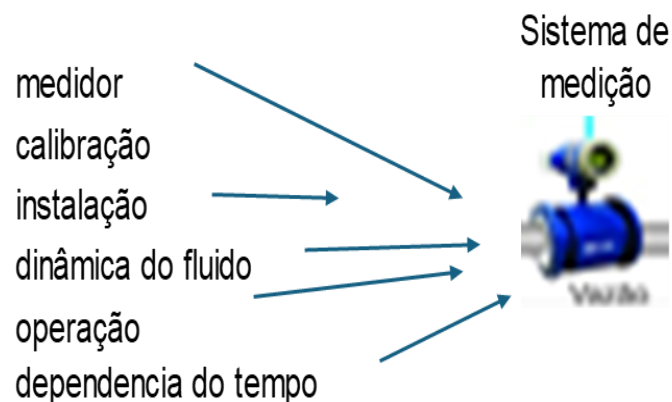
Fontes de incerteza do SM

$$U(SM) = 5\%$$

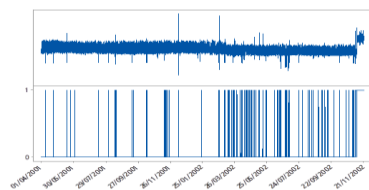
Os ruídos e o Modelo matemático são Fontes de incerteza para o ML

Incerteza da previsão

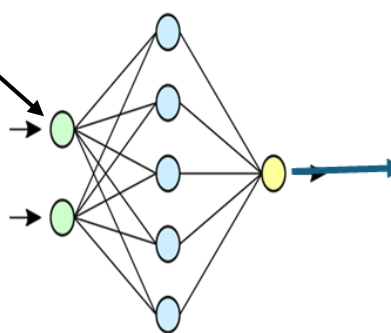
$$U(X(t+1)) = U(SM) + U(ML)$$



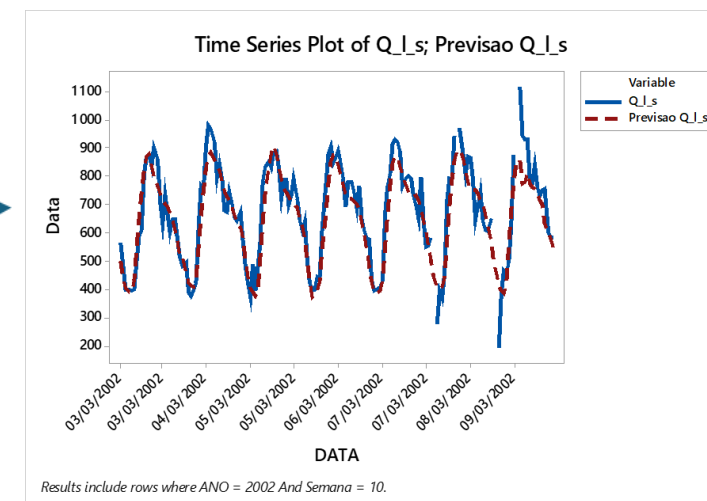
Temperatura 1 h e 24 hs antes



Ruídos



$X1(t+1)$



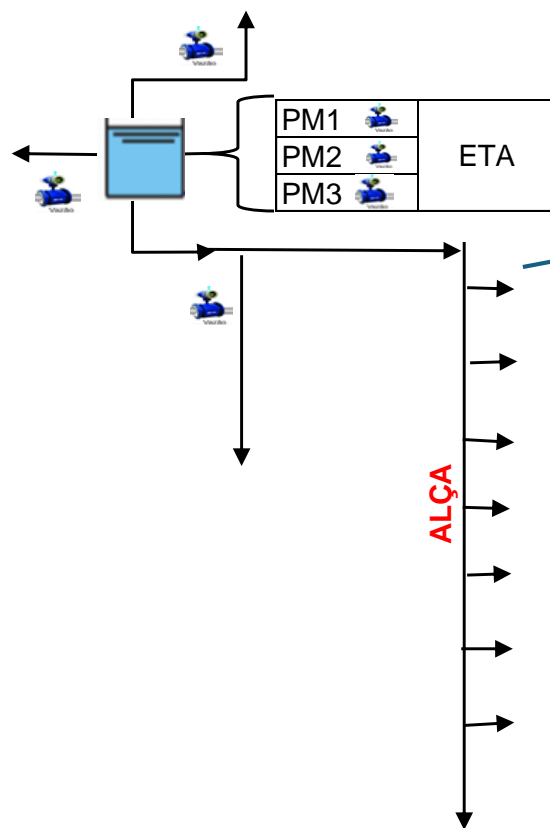
Results include rows where ANO = 2002 And Semana = 10.

Dataset: 2 anos de medição em base horária

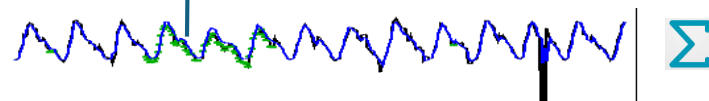


Solução para ponto sem medição: medição virtual e previsão próxima hora

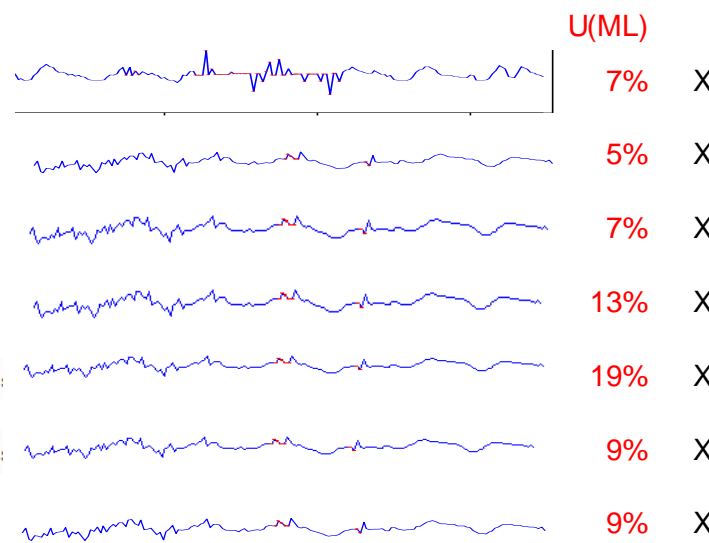
Solução para cada Reservatório



Alça - soma de todos os perfis de consumo $X_1(t) + X_2(t) + \dots + X_7(t)$



Reservatório	Setor	Consumo (U(SM))
R1	Setor 1	5%
R2	Setor 2	5%
R3	Setor 3	5%
R4	Setor 4	5%
R5	Setor 5	5%
R6	Setor 6	5%
R7	Setor 7	5%



Perfil de Consumo	Consumo (U(Xi(t)))
$U(\sum X_i(t))$	5%
$U(X_1(t))$	9%
$U(X_2(t))$	7%
$U(X_3(t))$	9%
$U(X_4(t))$	14%
$U(X_5(t))$	20%
$U(X_6(t))$	10%
$U(X_7(t))$	10%

Data set da medição virtual: 2 anos de medição horária nos 7 reservatórios

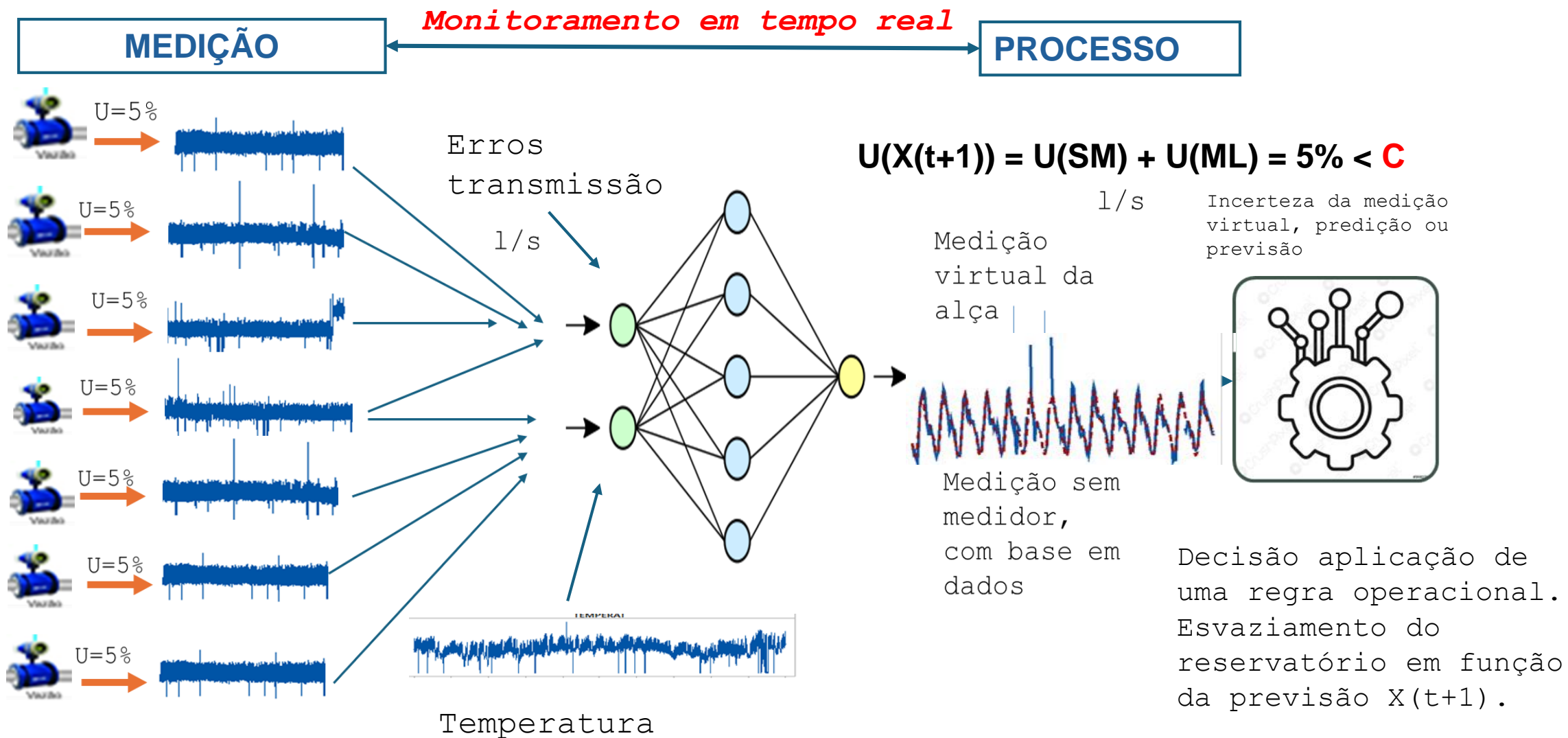
Budget da incerteza da medição virtual do consumo total na alça em t+1 e t+24

Incerteza da medição virtual
do consumo total alça

RESERVATÓRIOS	V Volume do Reservatório (m3)	Q médio l/s	Sistema de Medição	Machine Learning	Resultado previsão próxima hora	Resultado Próximas 24 hs
			U(SM)	U(ML)	U(X(t+1))	U(Xt+24)
007 Jaçanã	10000	521	5%	7%	9%	11%
008 Edu Chaves	30000	654	5%	5%	7%	12%
014 Penha	16000	736	5%	7%	9%	10%
017 Cangaíba **	10000	372	5%	13%	14%	15%
019 Jardim Popular ***	10000	198	5%	19%	20%	17%
021 Ermelino Matarazzo ***	30000	475	5%	9%	10%	13%
098 Gopouva R2 66%	10000	1692	5%	9%	10%	11%
ALÇA		4648			5%	5%

*** maiores taxas de erros de transmissão

METROLOGIA 4.0 E PERSPECTIVA DO CIENTISTA DE DADOS neste caso



Muito Obrigada

Olga Satomi Yoshida

Pesquisadora Estatística e Cientista de Dados

LV_TRM_IPT

olga@ipt.br