

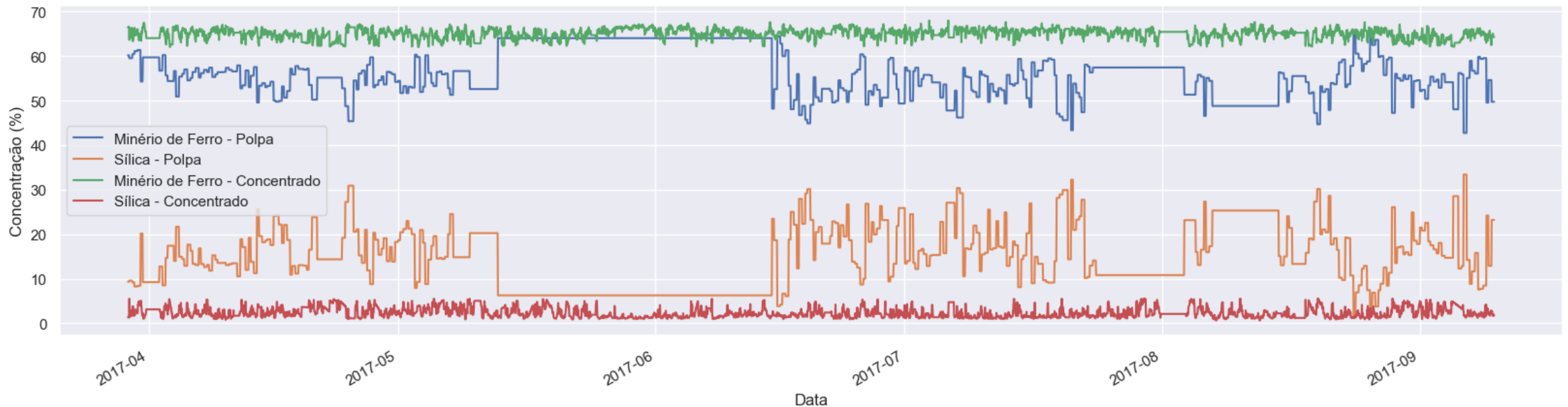
AVALIAÇÃO DE OPORTUNIDADES

Flotação

29 de maio de 2025

Processo analisado

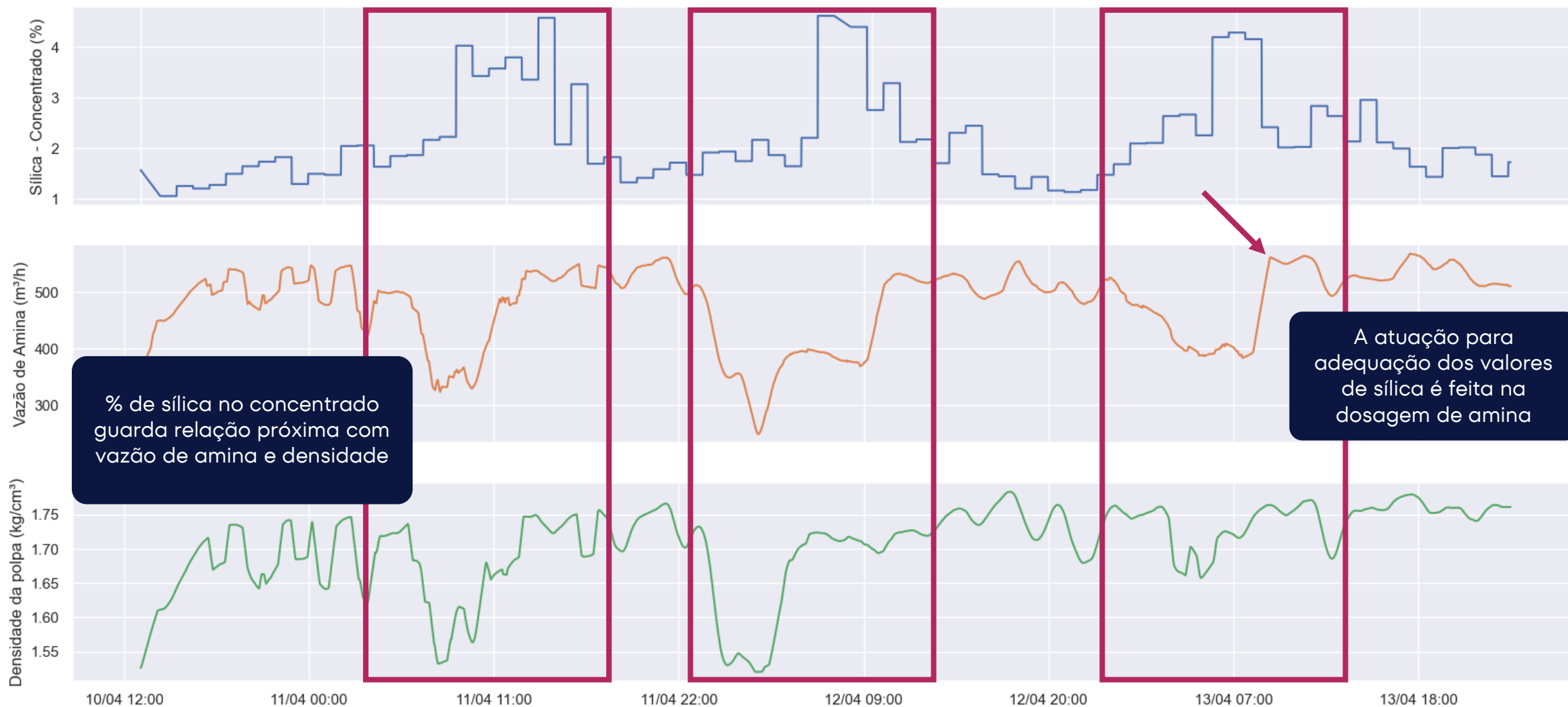
- Flotação de minério de ferro com sílica como principal mineral de ganga.
- **Objetivo:** aumentar a concentração de minério de ferro e reduzir a concentração de sílica.
 - **Concentração média de entrada (polpa):** 54,6% de minério de ferro e 16,5% de sílica.
 - **Concentração média de saída (concentrado):** 65,2% de minério de ferro e 2,2% de sílica.



Processo analisado

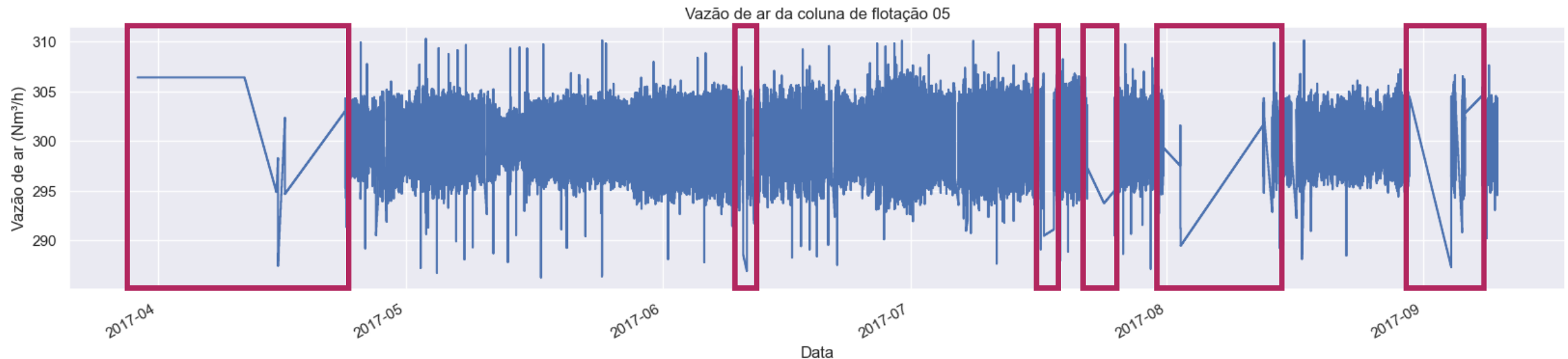
- Amina e amido são utilizados como coletor e depressor, respectivamente.
- Concentrações de minério de ferro e sílica são inversamente proporcionais e complementares (quando uma aumenta, outra abaixa).
- **Dados disponíveis:**
 - O perfil do concentrado é medido em laboratório, com amostras a cada 1h;
 - O perfil da polpa também é medido em laboratório, mas de forma mais irregular;
 - Os demais dados de processo são medidas online, amostradas a cada 20s. Estão disponíveis dados de:
 - Vazão, pH e densidade da polpa;
 - Vazão de amina;
 - Vazão de amido;
 - Nível das colunas de flotação;
 - Vazão de ar nas colunas de flotação.

Processo analisado



Avaliação e limpeza dos dados

- Dados de 10/03/2017 às 01h até 09/09/2017 às 23h → Total de 183 dias e 22 horas (4.414 horas).
 - Não há dados entre 16/03/2017 às 06h até 29/03/2017 às 12h → 19 dias e 11 horas (467 horas).
 - Como o restante do dataset está completo, considerou-se apenas os dados a partir de 29/03/2017, resultando num dataset de 164 dias e 11 horas (3.947 horas).
- Muitas das variáveis online possuem momentos em que estão travadas ou em que há interpolação diretamente nos dados, como pode ser visto na vazão de ar da coluna 05.



Avaliação e limpeza dos dados

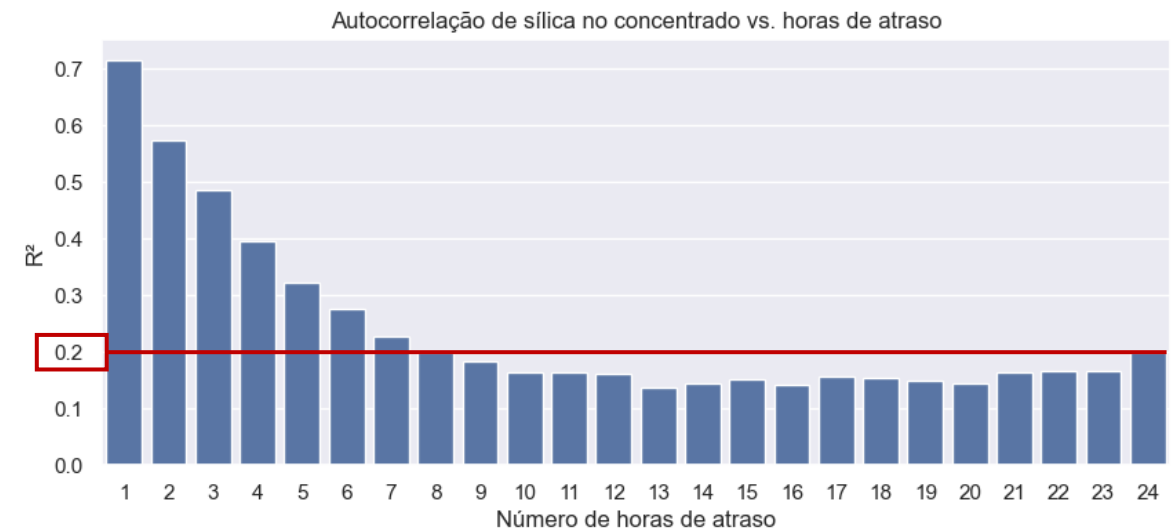
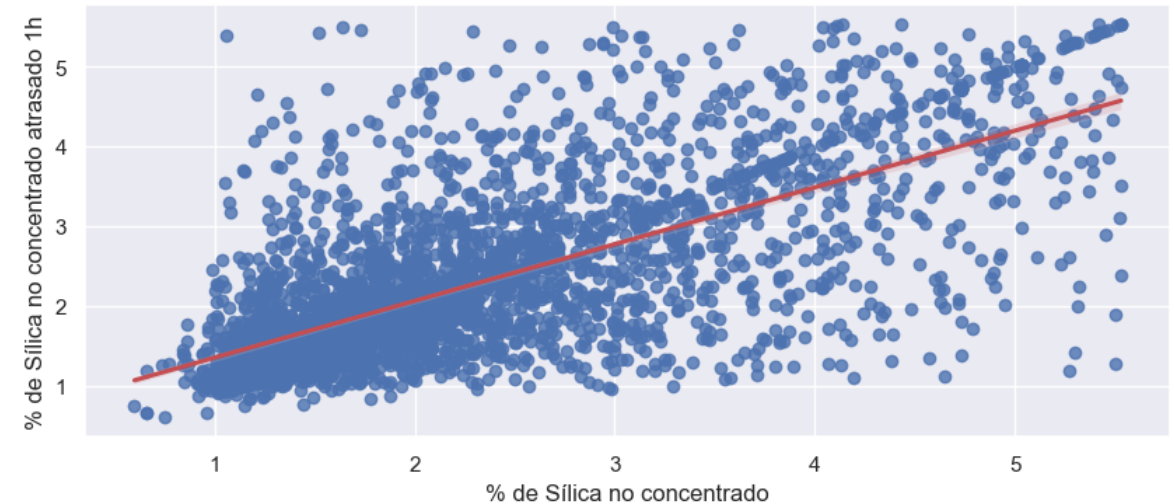
- Comportamento de interpolação também foi encontrado nas variáveis de laboratório.
- O tratamento das variáveis foi dividido entre as variáveis online e de laboratório:
 - Variáveis de laboratório:
 - Foram removidos (considerados como nulos) períodos em que as variáveis ficaram travadas por um tempo muito maior que a amostragem esperada (1-2h);
 - Pelo menos um turno completo (8h) para concentrado, dois (16h) para alimentação;
 - Também foram desconsiderados momentos em que as variáveis tinham seu valor modificado a cada ponto (20s), indicando interpolação;
 - Com essas considerações, restaram **89,9%** e **87,8%** dos pontos de ferro e sílica no concentrado, respectivamente, e **64,4%** dos pontos do ferro e sílica na alimentação.
 - Variáveis online:
 - Foram removidos (considerados como nulos) períodos nos quais as variáveis ficavam travadas por mais de 1h, considerando a amostragem da variável de interesse;

Avaliação e limpeza dos dados

- Já em termos de interpolação, variações lineares inesperadas foram identificadas através da análise das derivadas (diferença entre os pontos), removendo períodos em que a segunda derivada era nula;
- Na maioria das variáveis analisadas, restaram **mais de 95%** dos dados originais. Apenas a vazão de ar das colunas 04 e 05, que possuíam maior período travadas, ficaram com **64%** dos dados originais após o filtro.
- Por fim, considerando que o % de sílica no concentrado, dado de interesse, é amostrado de maneira horária, **todos os outros dados foram reamostrados utilizando as médias horárias**, para permitir análises de correlação e treinamento dos modelos.
 - Pontos em que a variável de interesse havia sido filtrada foram desconsiderados, uma vez que não é possível treinar o modelo sem considerá-la;
 - Restaram, no total, **3.535 horas a serem analisadas**.
- Os pontos em que as variáveis foram filtradas foram considerados como nulos (NaN), para permitir o trabalho com diferentes modelos.

Avaliação inicial de variáveis

- Após tratamento, foi realizada uma análise de **correlação das variáveis** presentes do dataset com a sílica do concentrado;
- Além do minério de ferro no concentrado, guardam correlações com índice acima de 0.1 a **vazão de amina**, **níveis das colunas 5, 6 e 7**, bem como **fluxo de ar das colunas 1, 2, e 3**, e o **pH da polpa**;
- **Elevado índice de autocorrelação** do % de sílica no concentrado, chegando a 0.77 na variável atrasada em 1h. Diversos valores de atraso mantêm alta autocorrelação.
- Foram **criadas variáveis atrasadas** para todos os atrasos com índice maior que 0.2 (1h a 7h).



Treinamento e teste dos modelos iniciais

- Considerando que queremos prever o valor de uma variável pelo comportamento de outras, devemos utilizar **algoritmos de regressão**;
- Para teste, foram escolhidos 3 algoritmos, um mais simples, de **regressão linear (linreg)**, e dois mais complexos, o **Random Forests (RF)** e o **Histogram-based Gradient Boosting (HGB)**;
- Os dados horários foram separados em grupos de treinamento e teste.
 - **80%** dos dados foram separados para treinamento (2828h), e o restante para teste (707h);
 - Uma vez que há relações temporais entre as variáveis, os dados foram separados **mantendo sua ordem temporal**, não utilizando algoritmos randomizados de separação.
- Para avaliar a performance dos modelos desenvolvidos, foram utilizados o **erro quadrático médio (MSE)** e o R^2 .
- Todos os modelos foram testados na amostra de teste, contendo dados horários, e em seguida em toda a base dos dados brutos (a cada 20s), para avaliar a performance em ambos cenários.
- A variável de % de minério de ferro no concentrado foi desconsiderada como variável dependente, por ter comportamento proporcional e complementar à sílica.

Treinamento e teste dos modelos iniciais

- Para o teste inicial, foram criados cenários utilizando todas as variáveis presentes nos dados brutos e variando a utilização das variáveis temporais:
 - Cenário 1:** apenas dados originais;
 - Cenário 2:** dados originais + % de sílica no concentrado atrasado em 1h;
 - Cenário 3 :** dados originais + % de sílica no concentrado atrasado de 1h até 7h (dados com índice de correlação > 0.2).
- Em todos os casos, a melhor performance foi obtida utilizando o **cenário 3**. Os melhores MSE e R^2 para dados de teste e dados brutos serão utilizados como baseline para aprimoramento.

Melhor Performance (MSE)

	Dados teste	Dados brutos
Cenário 1	RF (1,1549)	HGB (1,1170)
Cenário 2	HGB (0,5806)	HGB (0,5549)
Cenário 3	linreg (0,5691)	HGB (0,4891)

Melhor Performance (R^2)

	Dados teste	Dados brutos
Cenário 1	linreg (-0,2727)	HGB (0,1183)
Cenário 2	HGB (0,4858)	HGB (0,5620)
Cenário 3	linreg (0,4960)	HGB (0,6140)

Aprimoramento dos modelos

- Com o baseline em mente, e considerando a melhor performance do cenário 3, as variáveis desse cenário foram submetidas a um algoritmo de **eliminação recursiva de features**, que indica a melhor quantidade de features, bem como as melhores a serem utilizadas.
- Foram utilizadas 3 rodadas desse algoritmo:
 1. RFECV utilizando modelo de regressão linear (linreg): mesmo resultando objetivando otimizar tanto MSE quanto R^2 → **RFECV linreg**;
 2. RFECV utilizando Random Forests (RF) objetivando otimizar MSE → **RFECV RF MSE**;
 3. RFECV utilizando Random Forests (RF) objetivando otimizar MSE → **RFECV RF R^2** .
- Apesar de sua performance nos cenários iniciais, pelos resultados encontrados e otimização de tempo, o modelo HGB não foi submetido a esse algoritmo.

Aprimoramento dos modelos

- Os melhores resultados obtidos com as features selecionadas, tanto nos dados de teste quanto brutos, foram para o cenário RFECV linreg.
- Dessa forma, foi realizada uma nova rodada de eliminação recursiva de features utilizando as variáveis restantes, para os modelos de regressão linear e Random Forests.
 - Utilizando a regressão, não houve alteração nas variáveis;
 - Utilizando RF, houve a redução de uma variável.
- A seleção do modelo RF foi testada e obteve os melhores resultados nos dados brutos.

Baseline inicial

	Dados teste	Dados brutos
MSE	0,5691	0,4891
R ²	0,4960	0,6140

RFECV linreg

	Dados teste	Dados brutos
MSE	0,5197	0,4420
R ²	0,5398	0,6511
Modelo	linreg	RF

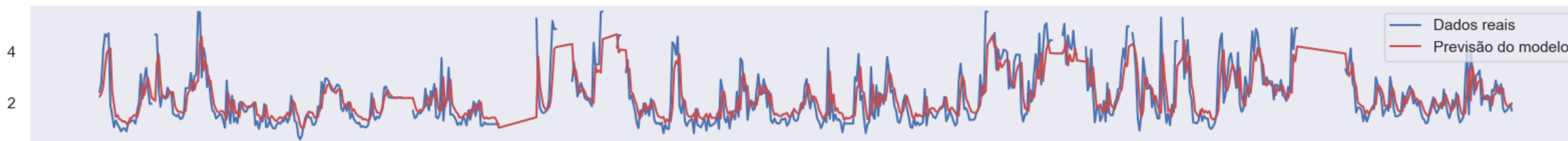
RFECV linreg – nova iteração

	Dados teste	Dados brutos
MSE	0,5213	0,3360
R ²	0,5384	0,7348
Modelo	linreg	RF

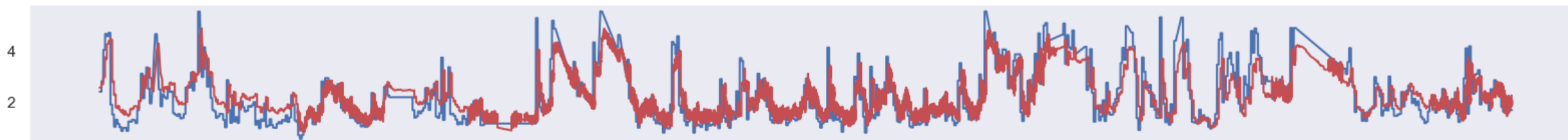
Melhor modelo – dados de teste

- A melhor performance nos dados horários de teste foi obtida pelo **modelo de regressão linear**, utilizando as **features do cenário RFECV linreg**: pH da polpa, densidade da polpa, fluxo de ar da coluna 04 e % de sílica no concentrado atrasada de 1 a 3h;
- **MSE 0,5197 (22,3%) e R^2 0,5398 no teste** - MSE 0,5271 (22,7%) e R^2 0,5839 nos dados brutos;
- **Maior peso** nas variáveis de sílica atrasada em 1h (58,4%), densidade da polpa (49,5%) e sílica atrasada em 2h (11,4%). Pesos menores que 10% nas outras variáveis.

% Sílica no Concentrado - Dados de teste (1h)



% Sílica no Concentrado - Dados brutos (20s)



09/08/17 04:00

13/08/17 19:00

18/08/17 10:00

23/08/17 01:00

27/08/17 16:00

01/09/17 07:00

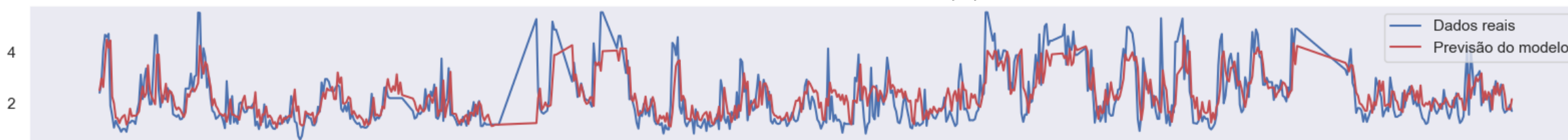
05/09/17 23:00

Data

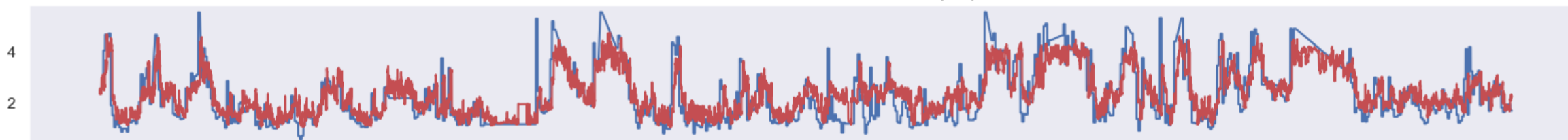
Melhor modelo – dados brutos

- A melhor performance nos dados brutos foi obtida pelo **modelo Random Forest**, utilizando as **features do cenário RFECV linreg – segunda iteração**: pH da polpa, densidade da polpa, fluxo de ar da coluna 04 e % de sílica no concentrado atrasada de 1 a 3h;
- MSE 0,6072 (26,1%) e R^2 0,4622 no teste - **MSE 0,3360 (14,4%) e R^2 0,7348 nos dados brutos**;
- **Maior importância** para as variáveis de sílica do concentrado de 1 a 3h;
- **Importância muito elevada** para o valor do concentra atrasado 1h.

% Sílica no Concentrado - Dados de teste (1h)



% Sílica no Concentrado - Dados brutos (20s)



09/08/17 04:00

13/08/17 19:00

18/08/17 10:00

23/08/17 01:00

27/08/17 16:00

01/09/17 07:00

05/09/17 23:00

Data

Conclusões e próximos passos

- Podemos notar que, mesmo com modelos simples e pouca otimização, os dados demonstram alto poder preditivo, considerando a mensuração da sílica no concentrado como objetivo;
- Ainda existem possibilidades de otimização dos modelos para redução do erro e aumento do índice de correlação:
 - Otimização de hiperparâmetros;
 - Combinação de modelos, de forma a distribuir melhor o peso/importância das variáveis.
- O modelo desenvolvido pode ser implementado online, trazendo diversos benefícios:
 - Maior assertividade no controle manual do operador, que agora consegue prever o valor atual da variável de processo;
 - Possibilidade de implementação de uma malha de controle utilizando a previsão do % de sílica no concentrado para manipular automaticamente a dosagem de amina.