



UNIVERSIDADE FEDERAL
DO RIO DE JANEIRO



COPPE
COPPETEC
FUNDAÇÃO



PET
Programa de Engenharia de Transportes
COPPE/UFRRJ



IM-UFRJ

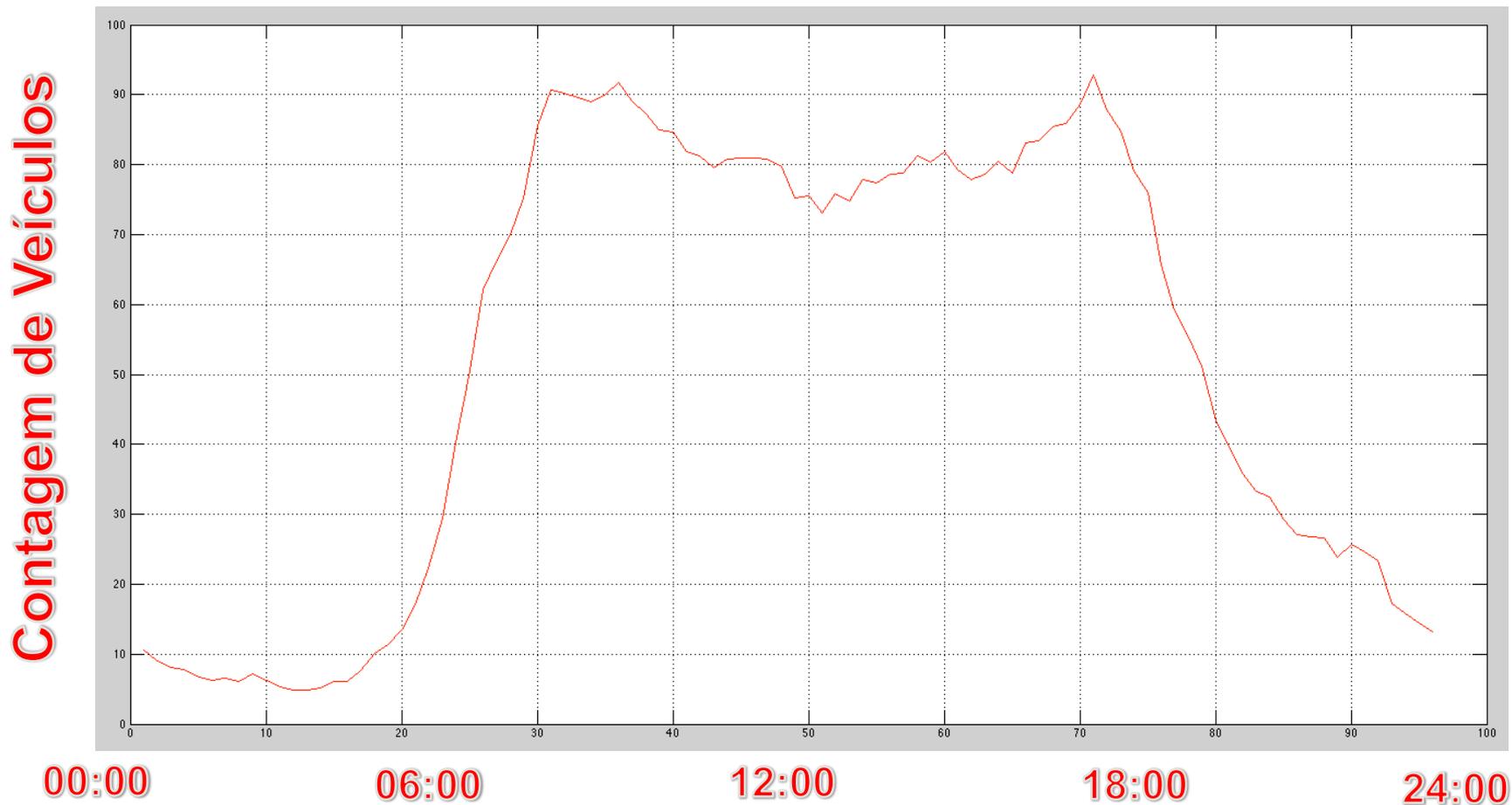
Imputação de Dados Anômalos e Cálculo de Parâmetros de Tráfego PNCT

*Fabio Ramos
Heudson Mirandola
Glaydston Ribeiro
Saul Quadros*

14 de Junho de 2016

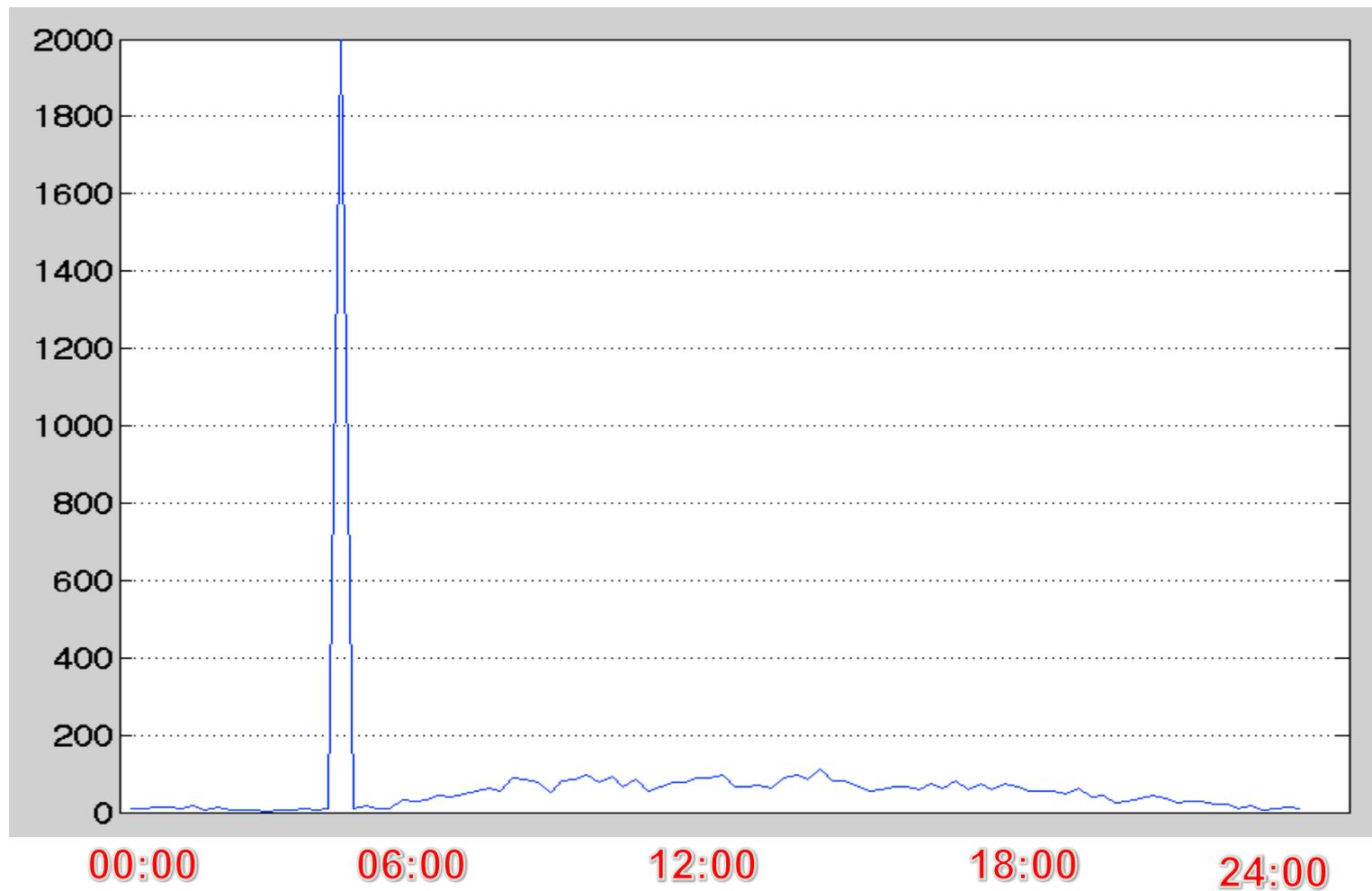
Brasília - DF

Volume de um dia típico do Equipamento 193 – Sentido C

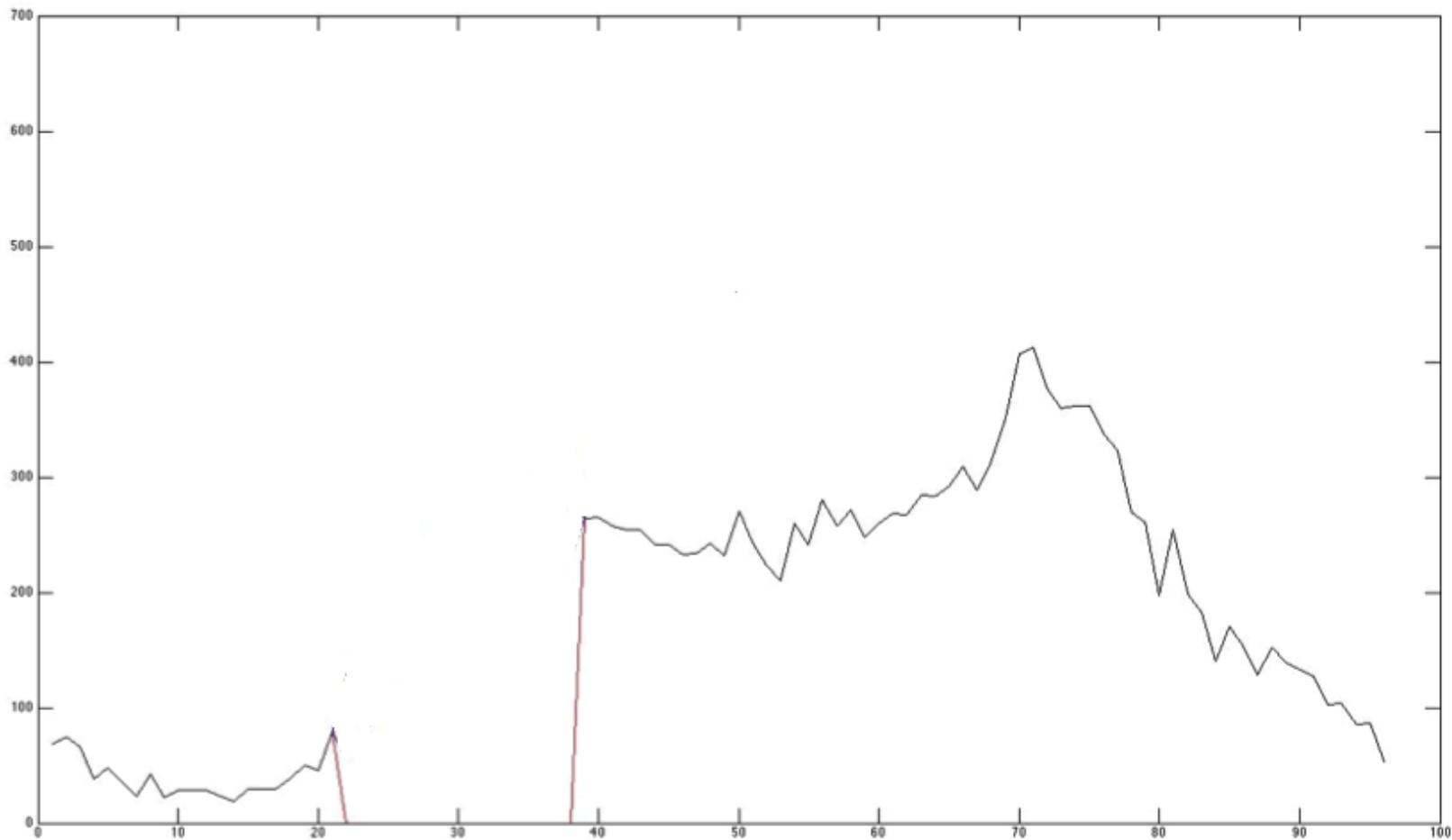


Volume de um dia anômalo do Equipamento 243 – Sentido C

Contagem de Veículos



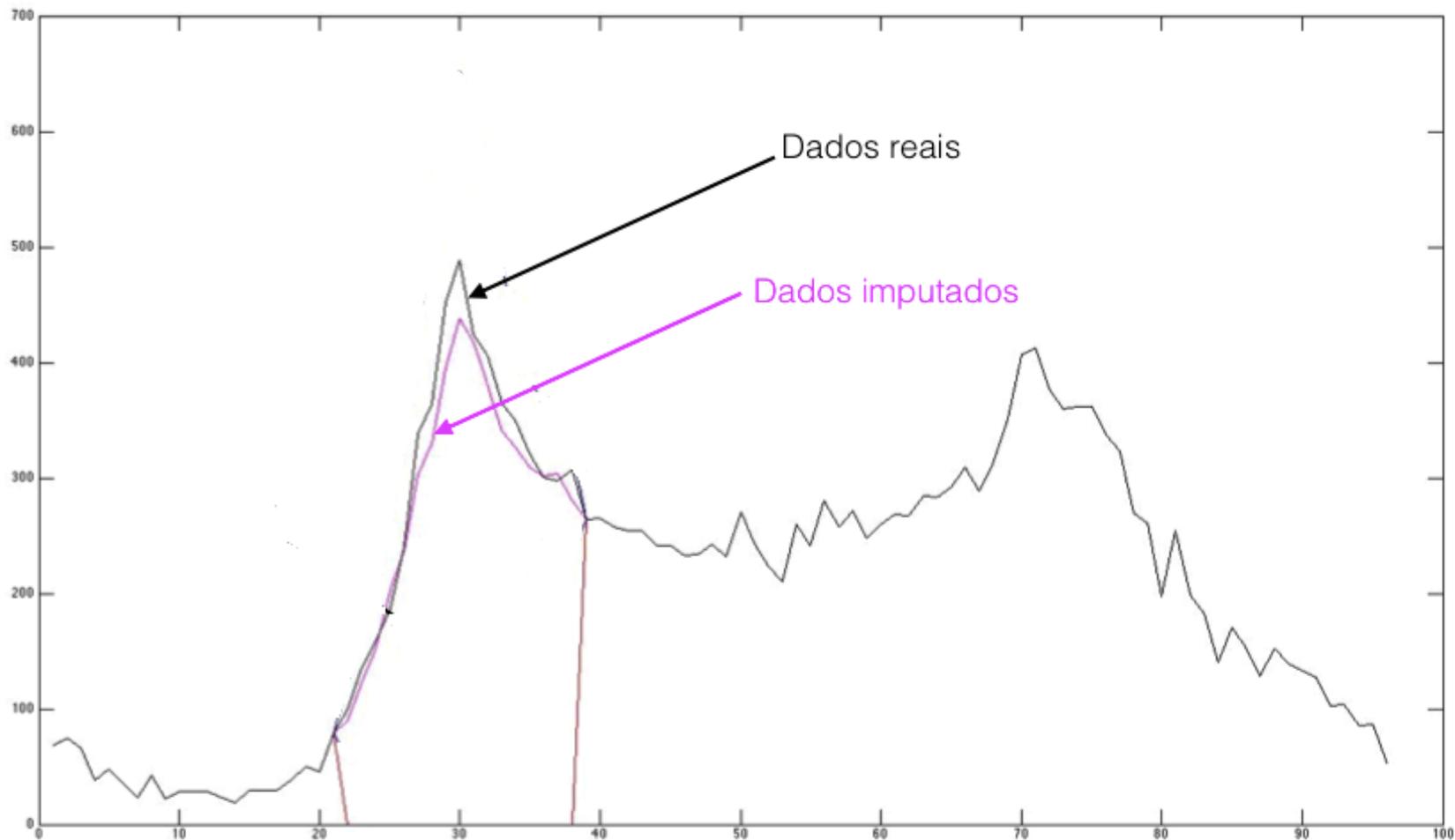
Um exemplo de um dia com dados ausentes. (gerado artificialmente)



O que esperamos da reconstrução?

Que seja precisa e respeite a variabilidade natural dos dados.

(Um método baseado em testes)



Por que tratar os dados ?

SURVEY - SUPPLY CHAIN, TRANSPORTATION & LOGISTICS – MITx (1003 participantes)

Baseado na sua experiência em gerenciar grandes projetos, de onde surgiam os maiores problemas?

1- Escopo do projeto mudava todo tempo.	40%
2- <u>Os dados eram incompletos/incorretos/falhos, etc..</u>	23%
3- As expectativas em relação ao projeto continuavam mudando.	20%
4- A definição da cadeia logística não era clara desde o começo.	10%
5- Outros	5%
6- Os modelos matemáticos não eram adequados.	1%



Por que tratar os dados ?

- Permite o uso de métodos de inferência para dados completos (e.g. VMD, VMDA, Médias, Medianas, etc..).
- Permite o uso de dados disponíveis ao coletor de dados mas não disponíveis ao usuário final. (BIG DATA)
- O problema dos dados anômalos (e.g. ausentes) é resolvido de uma vez por todas. A imputação na origem unifica estudos posteriores, evitando confusão na análise de dados e reduzindo custos desnecessários

OBJETIVO

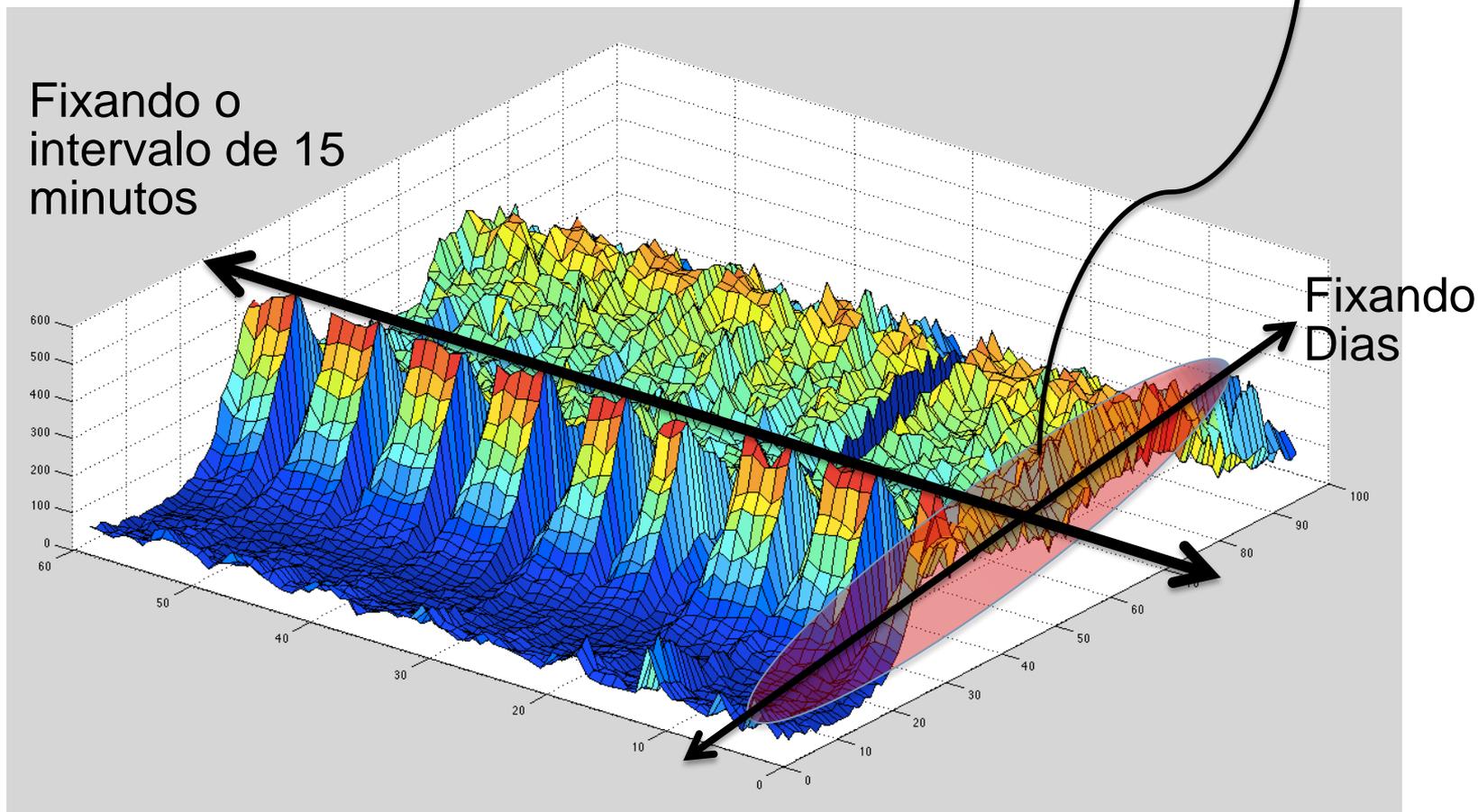
Substituição **eficiente** dos dados anômalos por vários valores prováveis, de maneira que a **variabilidade natural** dos dados seja fielmente representada na reconstrução.



Visualizando os dados de tráfego

$$\vec{d}_i = \left(t_1^{(i)}, t_2^{(i)}, \dots, t_{28}^{(i)}, \dots, t_{96}^{(i)} \right)$$

Cada dia é representado por um vetor de 96 entradas, onde cada uma representa um intervalo de 15 minutos.



BR-116 Km 292



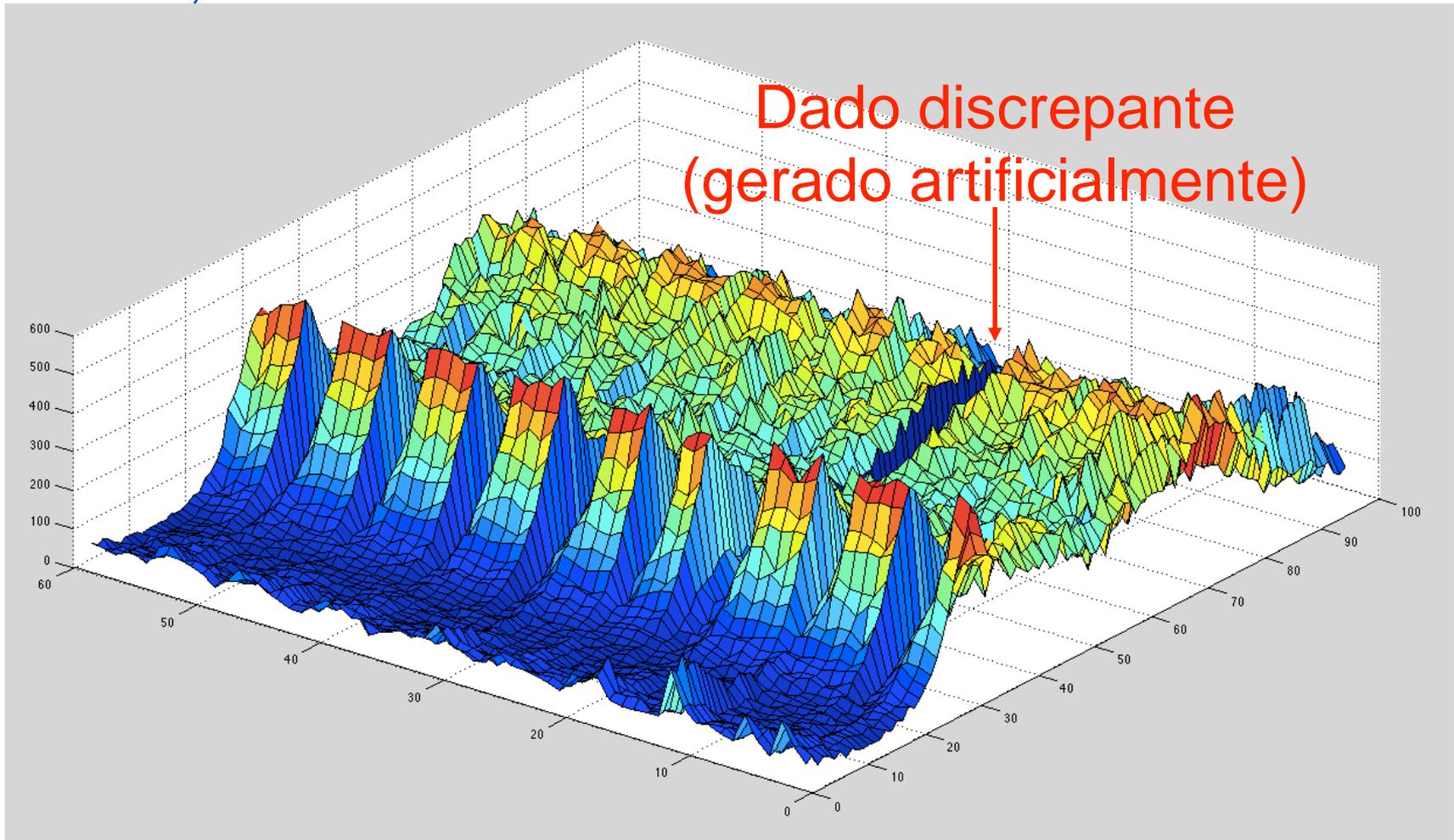
UNIVERSIDADE FEDERAL
DO RIO DE JANEIRO



Ministério dos
Transportes

Exemplo 1

- Dado ausente de 1 dia
- Contagem: 15 min
- BR-116, Km 292



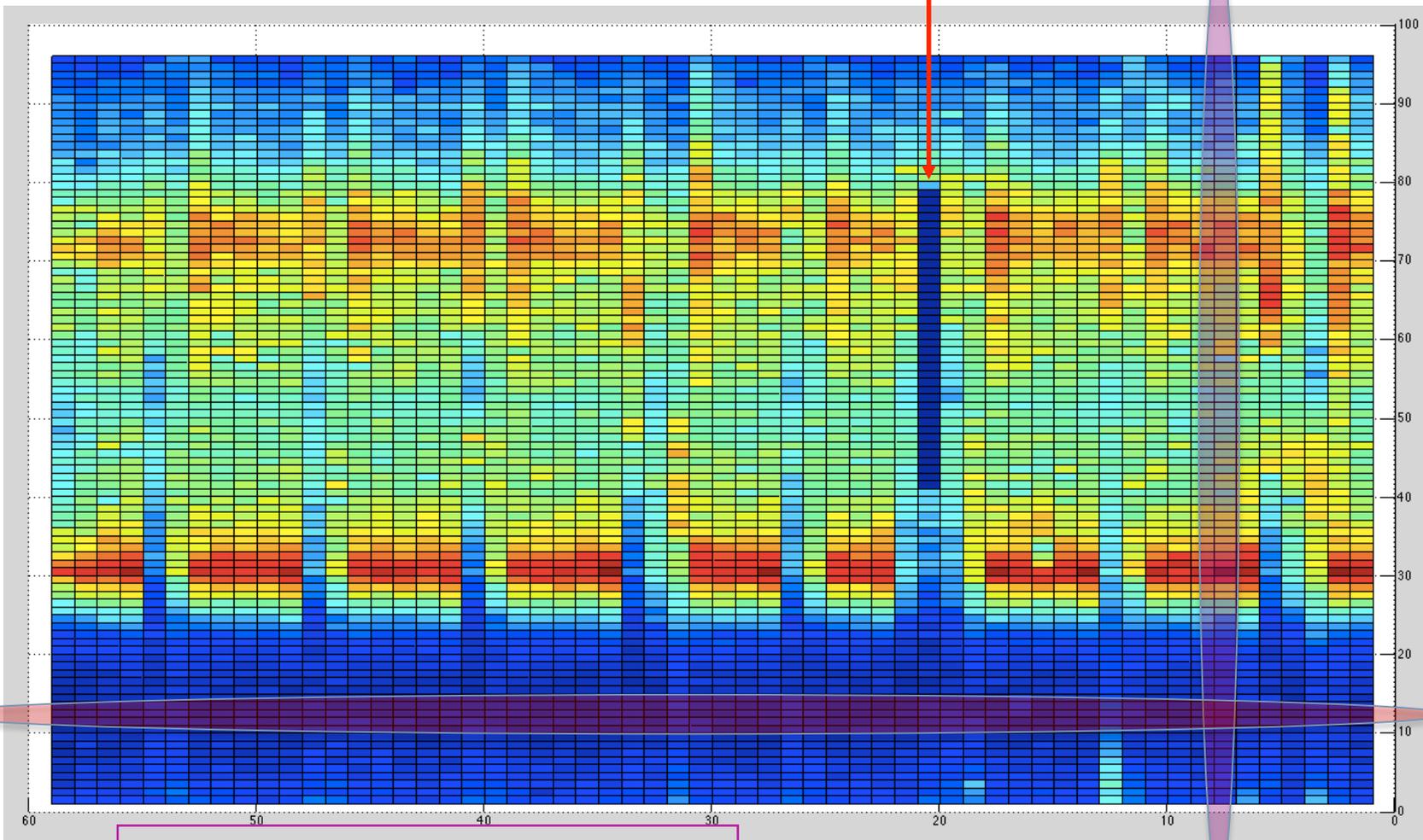
A ideia é reconhecer dias parecidos com o que se sabe do dia discrepante e usa-los para a reconstrução!

MAPA DE CONTAGEM

Dado discrepante

Fixando o dia

TEMPO (15 min)



Fixando o intervalo de 15 min
Dias variados

DIAS



UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO



COPPE UFRJ

COPPETEC FUNDAÇÃO

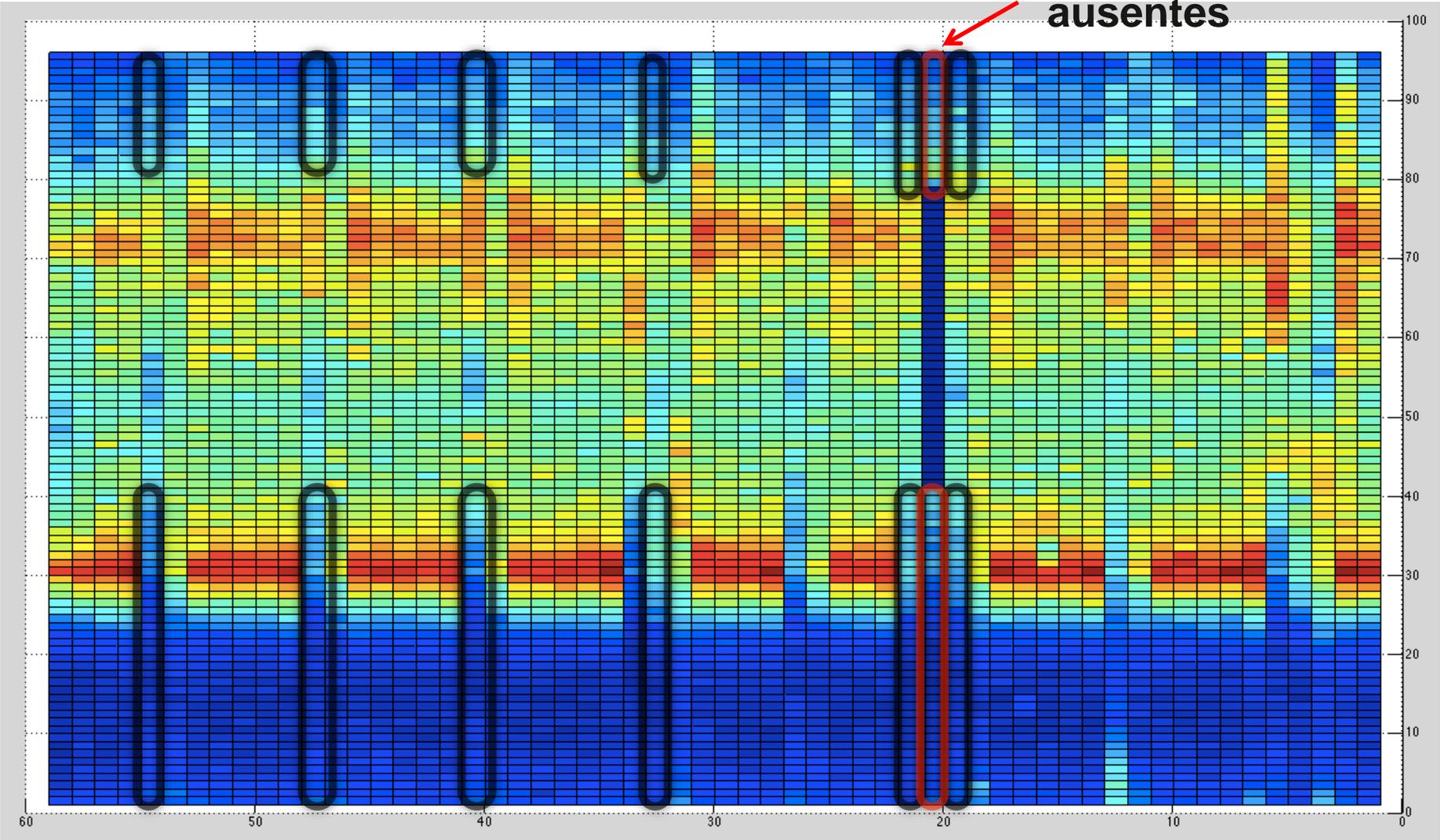


GOVERNO FEDERAL BRASIL PAÍS RICO E PAÍS SEM POBREZA

Ministério dos Transportes

BUSCA POR DIAS PARECIDOS

Dia com dados ausentes



UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO



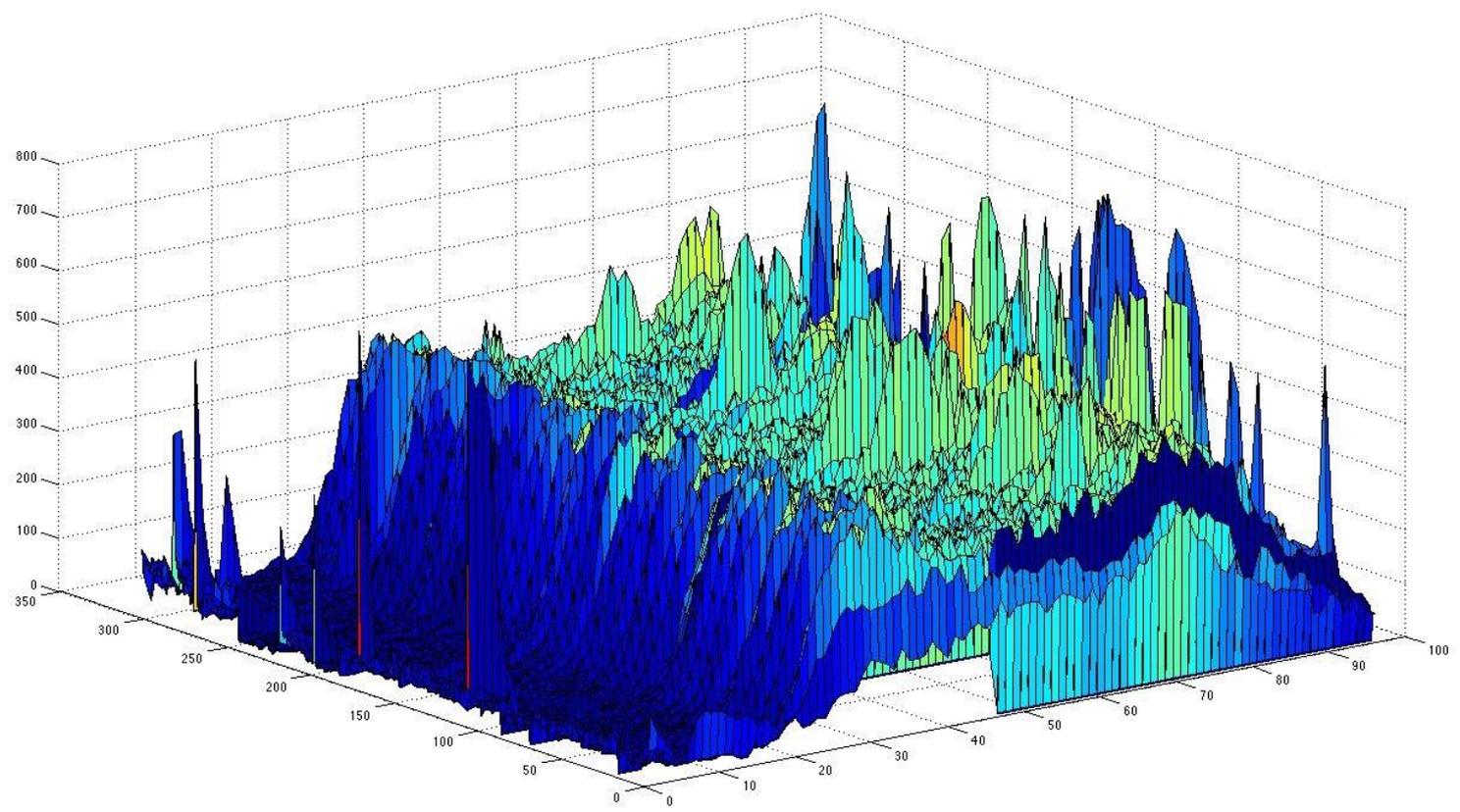
COPPETEC FUNDAÇÃO



BRASIL PAÍS RICO E PAÍS SEM POBREZA

Ministério dos Transportes

BR-408, KM 102 Jan-Out/2015

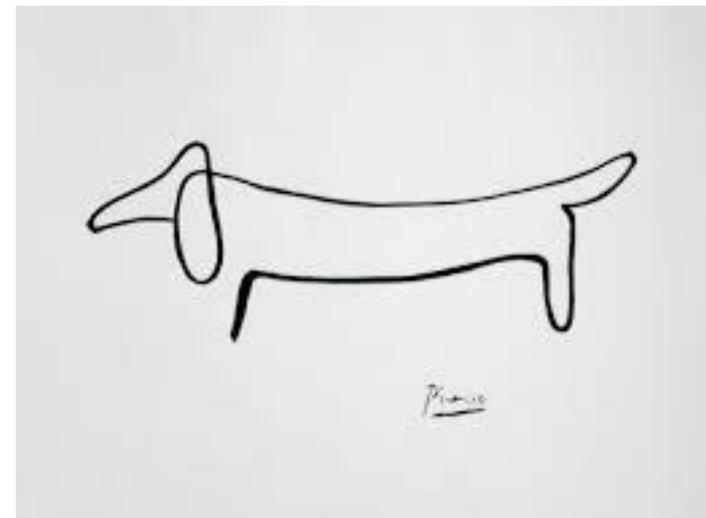


UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO



Ministério dos Transportes

Aprendizado de Máquinas e Reconhecimento de Padrões



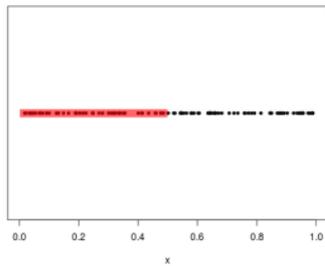
A Maldição da Dimensionalidade

Comparar dias é equivalente a comparar vetores em \mathbb{R}^{96}

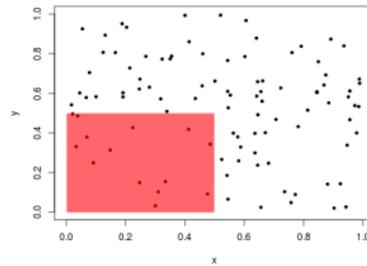
$$\vec{d}_i = \left(t_1^{(i)}, t_2^{(i)}, \dots, t_{28}^{(i)}, \dots, t_{96}^{(i)} \right)$$

$$\vec{d}_j = \left(t_1^{(j)}, t_2^{(j)}, \dots, t_{28}^{(j)}, \dots, t_{96}^{(j)} \right)$$

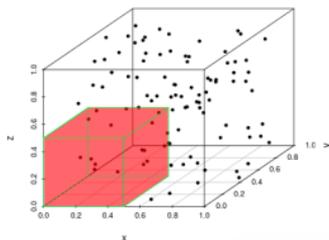
1-D: 42% of data captured.



2-D: 14% of data captured.

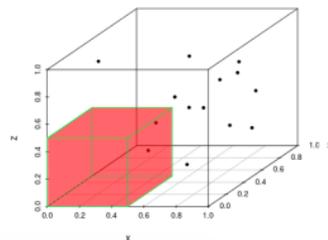


3-D: 7% of data captured.

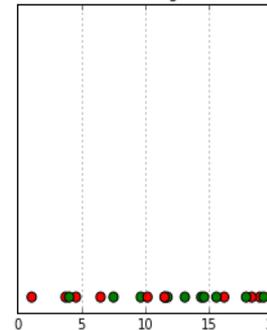


4-D: 3% of data captured.

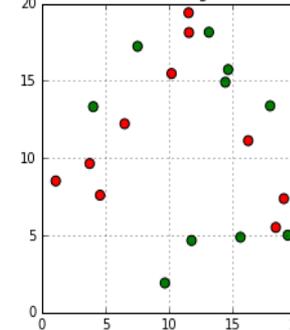
t = 0



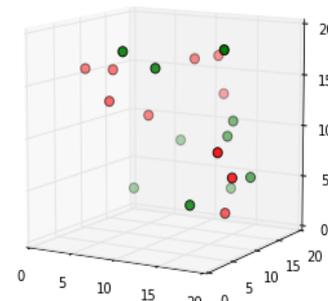
a) 1D - 4 regions



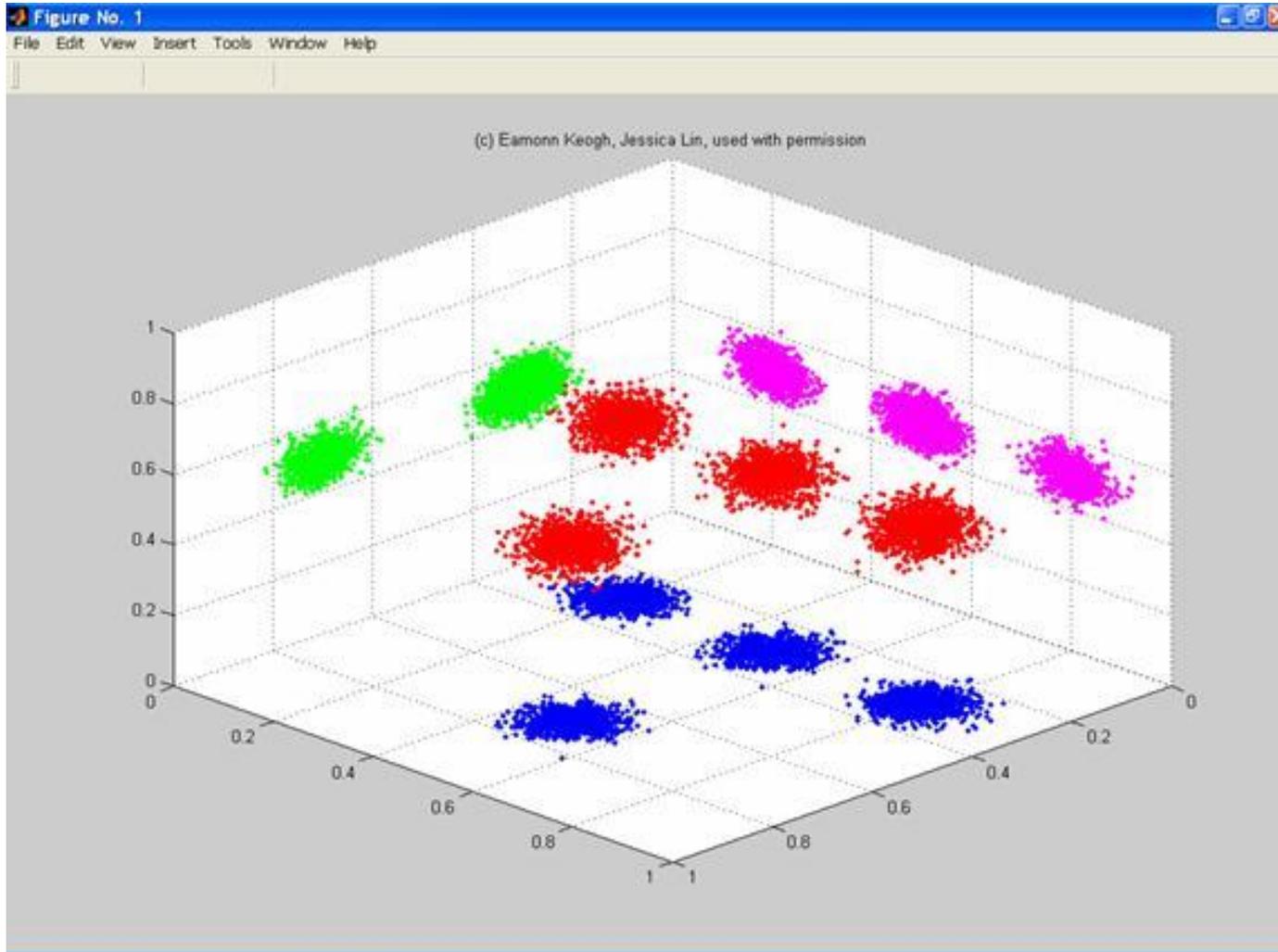
b) 2D - 16 regions



c) 3D - 64 regions



O Perigo da redução da dimensionalidade

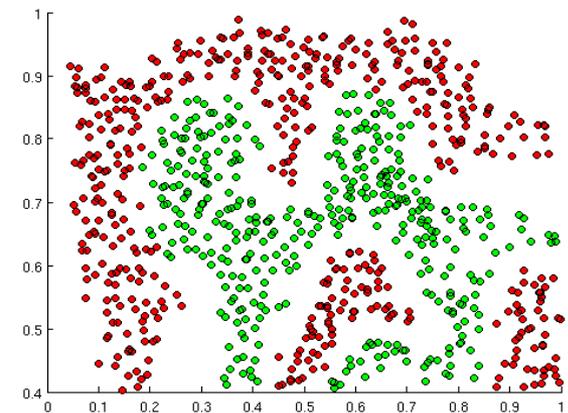
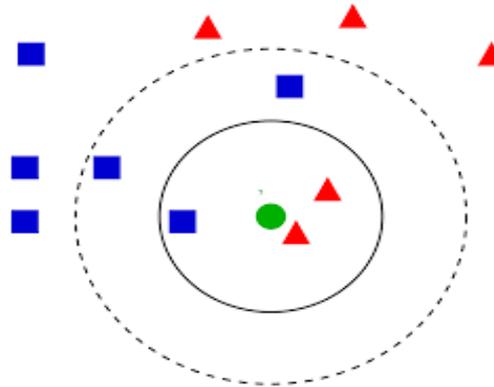
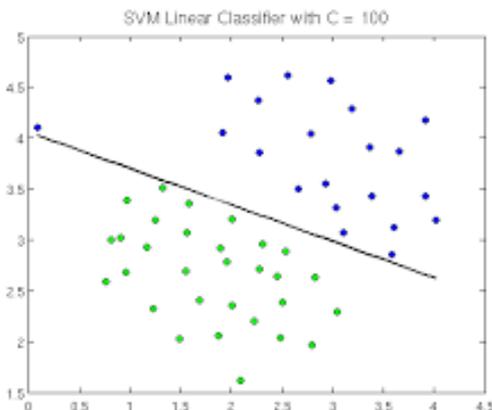


BUSCA E SUBSTITUIÇÃO POR DIAS PARECIDOS

Uma tarefa simples de formular, mas difícil de executar.

- Buscar dias com médias/medianas parecidas
- Usar mesmos dias da semana (**sem verificar periodicidade**).
- Regressões Lineares
- Métodos de Bootstrap sem aprendizado a priori
- K-NN sem aprendizado a priori

Ideias
Ruins



O arsenal

Técnicas Clássicas de Estatística e Técnicas Recentes de Machine Learning

- Non-Normal Bayesian Imputation
- K-Nearest Neighbors
- Soft K-means Clusterization
- Approximate Bayesian Bootstrap
- Unbiased Intra-Inter Cluster distances
- P-Select Similarity Ratio
- Gaussian Process (Previsão de Tráfego Futuro) – Em desenvolvimento avançado.



A ESTRATÉGIA

- Procure classes de dias (Clusterização K-Means que supere a maldição da dimensionalidade).
- Ache dias próximos dentro das classes (K-NN qualificado).
- Sorteio não enviesado dos dias próximos da mesma classe. (Bootstrap).

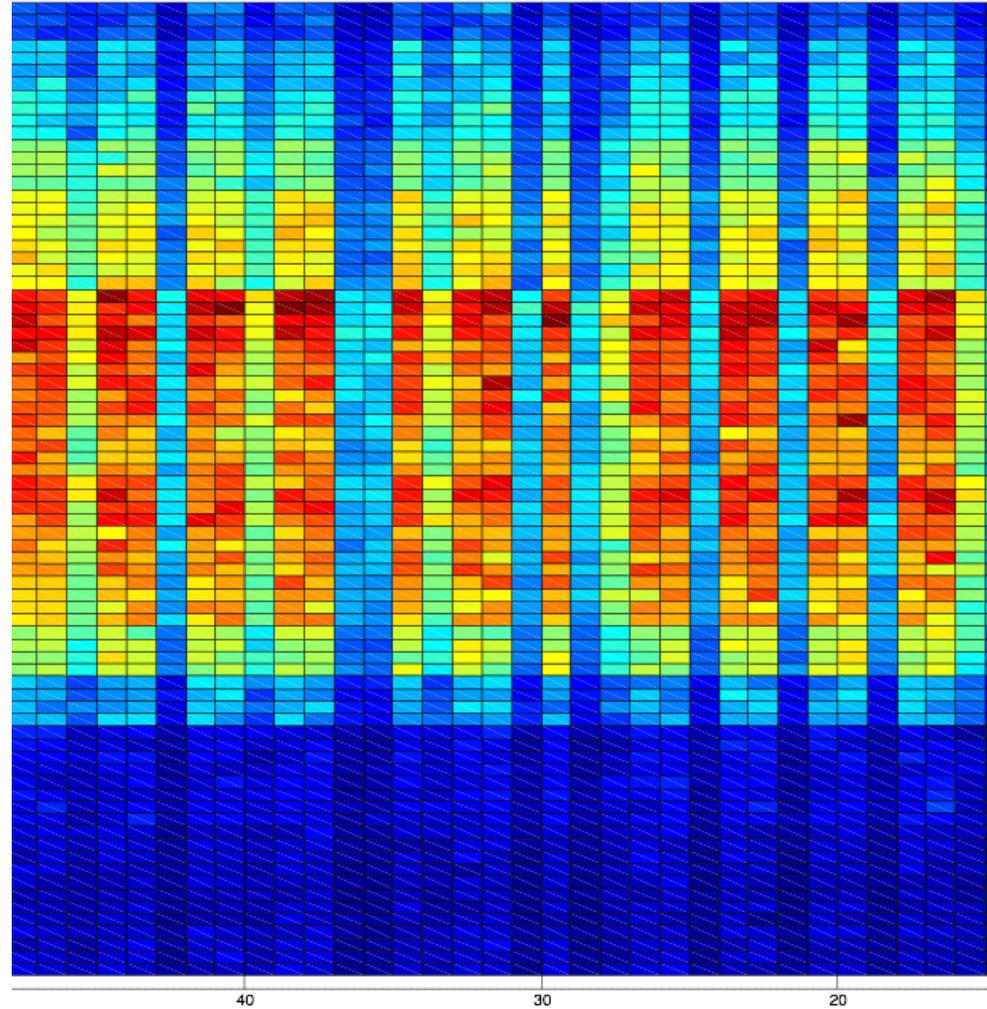
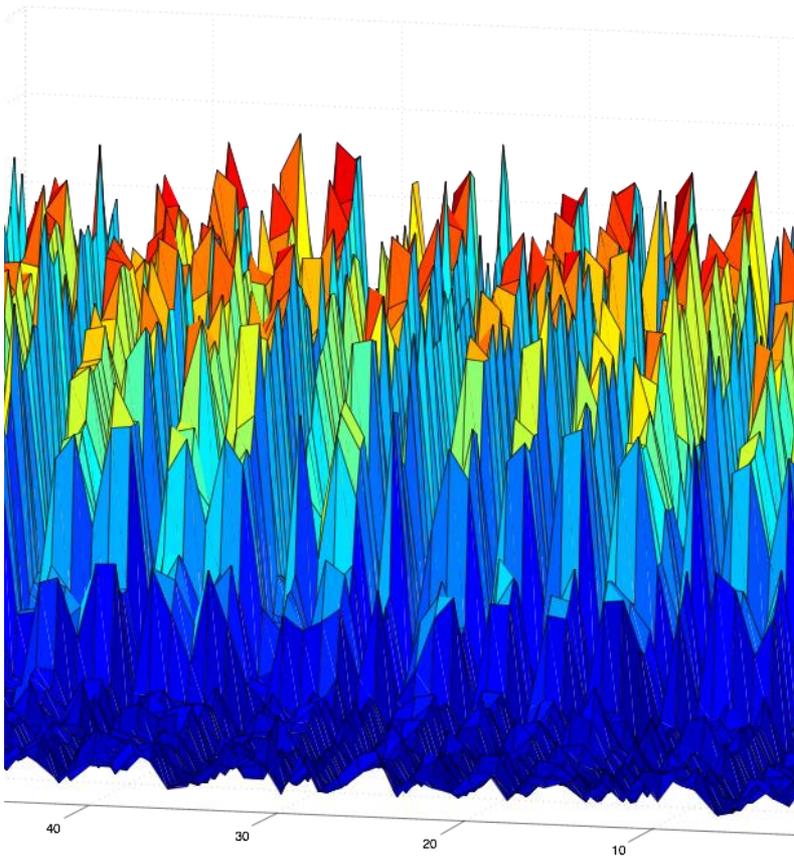
Tudo deve ser feito o mais simples possível, mas não mais simples do que isso. - Einstein

A NATUREZA INTERMITENTE E DE ALTA VARIABILIDADE DOS
DIFERENTES EQUIPAMENTOS ANALISADOS
TORNAM TODOS OS MÉTODOS SIMPLES DE REGRESSÃO
“SOLUÇÕES” SIMPLES DEMAIS!



Comparando dias

O desafio é separar os dias em classes,
mas não criar classes demais



Clusterização

Algoritmo K-Médias

1 - Distribua K pontos

2 - Calcule vizinhanças locais dos K pontos

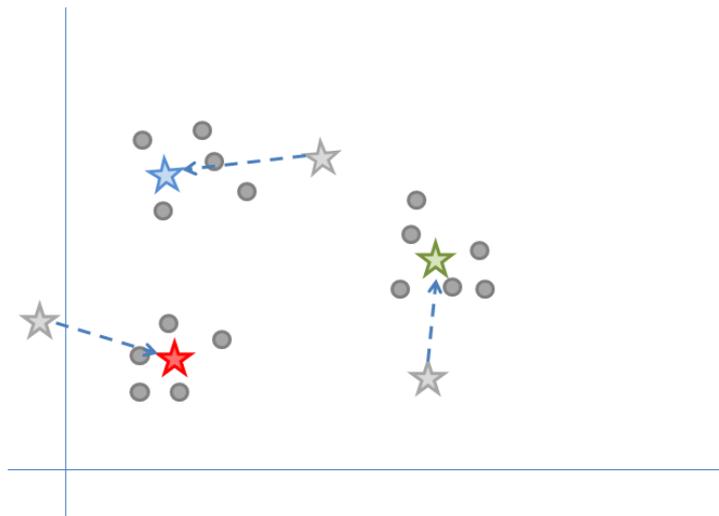
+ versões

sofisticadas

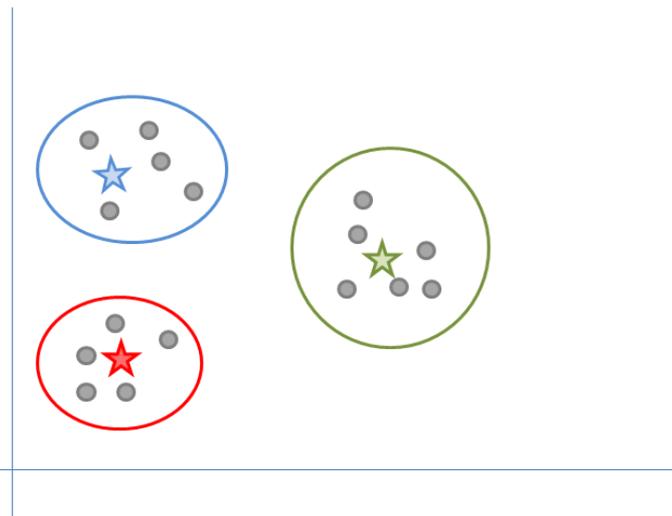
3 - Tome as médias como os novos K pontos,

4- Se os clusters estão bem definidos, pare.

Do contrário, retorne ao passo 2.

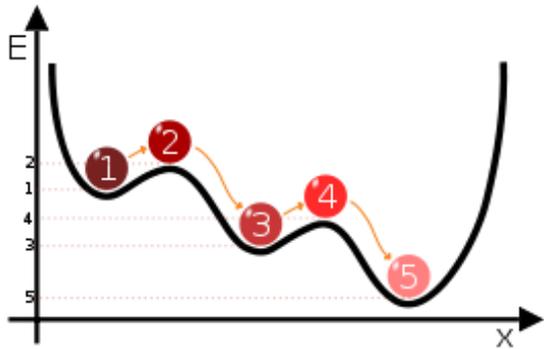


Recalculating the centroids



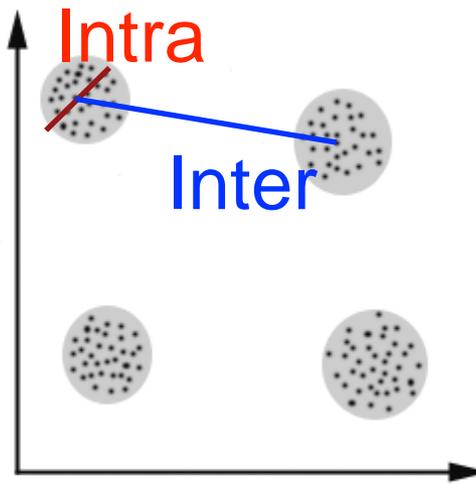
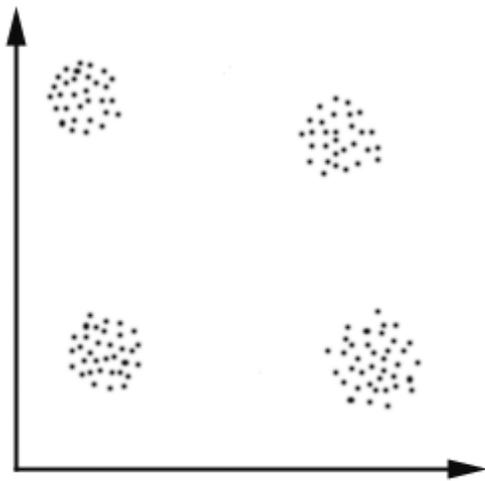
Exit of k-means algorithm

Definindo um Cluster: Razão INTRA/INTER



$$Intra = \sum_{(X_i, X_j) \in P} \frac{dist(X_i, X_j)}{|P|}$$

$$Inter = \sum_{(X_i, X_j) \in Q} \frac{dist(X_i, X_j)}{|Q|}$$



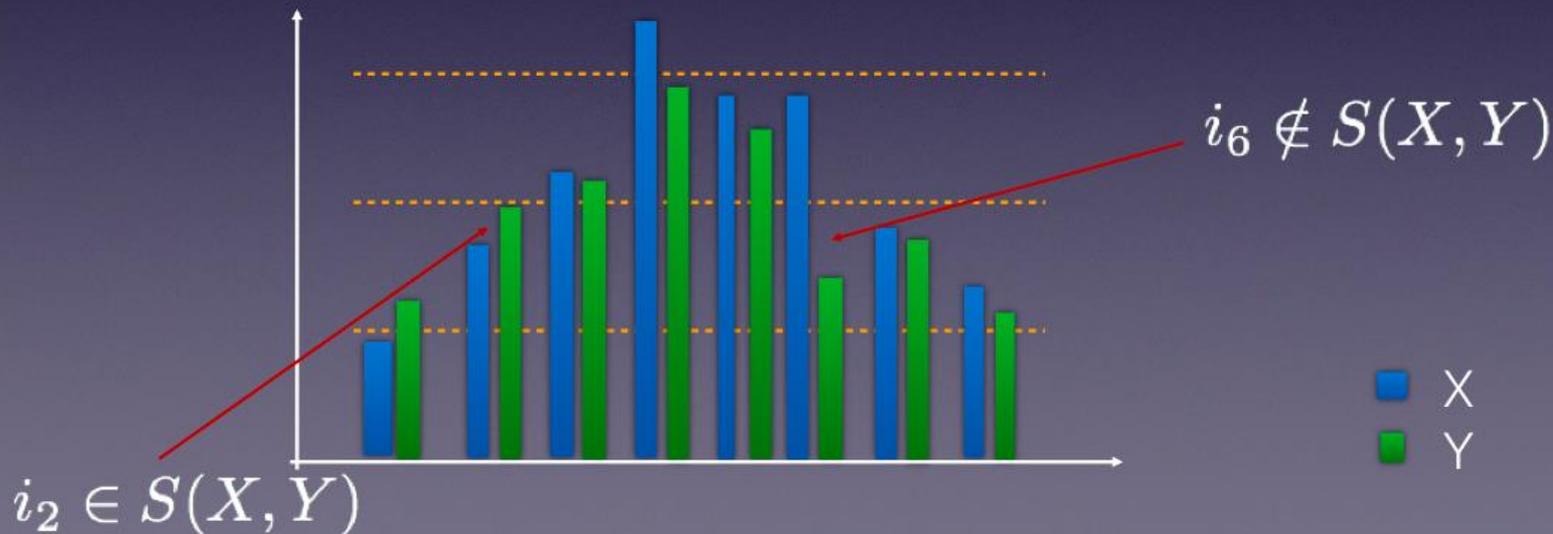
$$R = Intra / Inter \ll 1$$



Razão de Similaridade P-Select

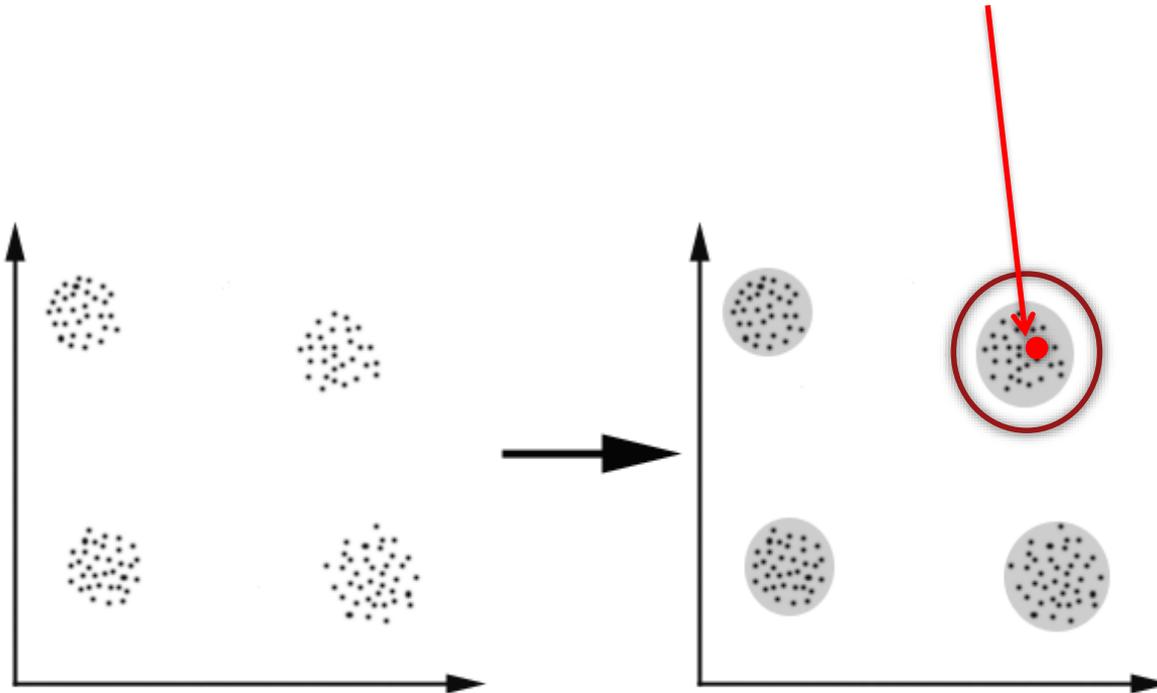
(Superando a maldição da dimensionalidade)

$$PSelect(X, Y, K_d) = \left[\sum_{i \in S(X, Y)} \left(1 - \frac{|x - y|}{m_i - n_i} \right)^p \right]^{1/p}$$



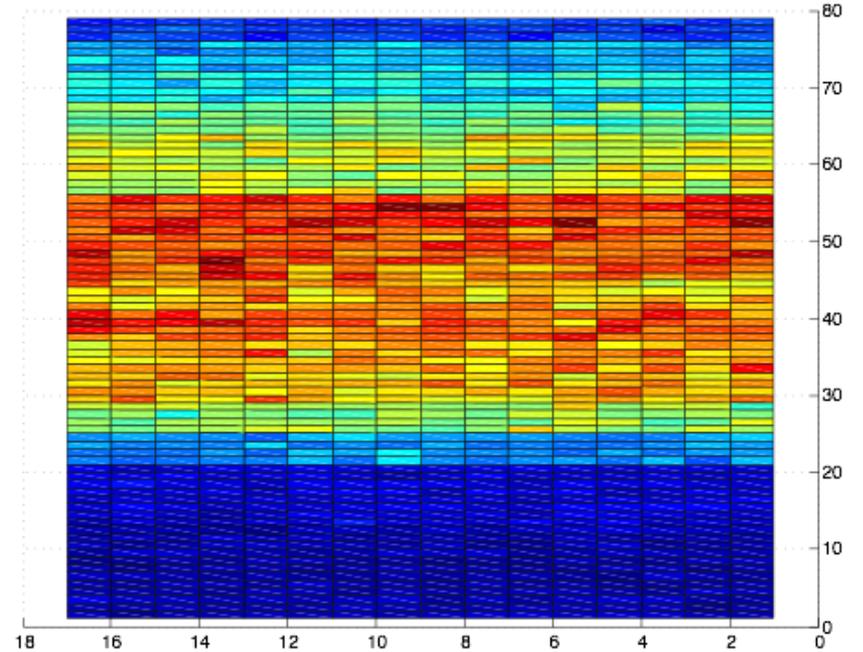
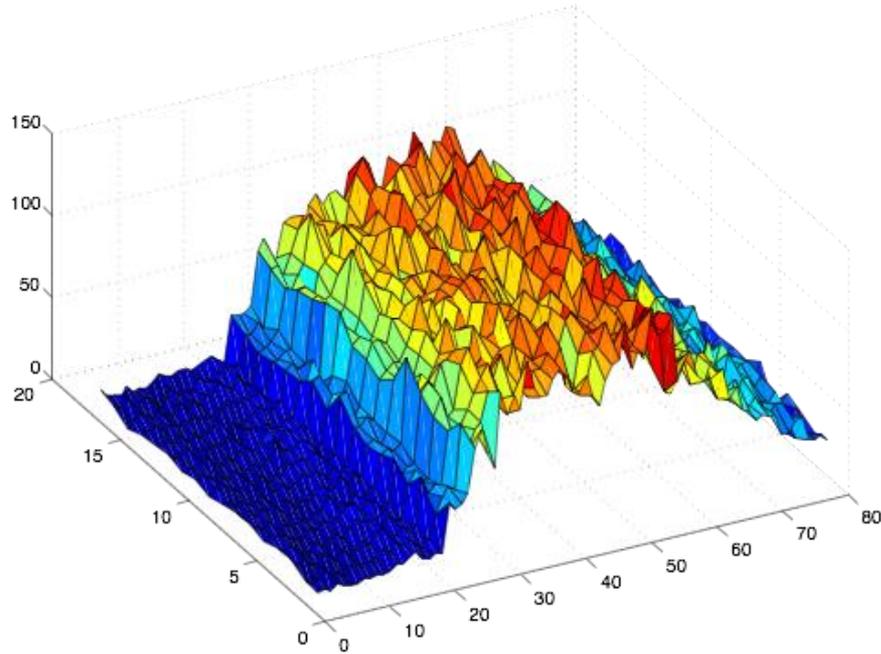
Identificando a classe correta

Conjunto dos dias semelhantes ao dia com gap baseado na vizinhança do evento.



Dados clusterizados

Agora, sorteamos à partir dos K-NN dentro do cluster.



Como fazer os sorteios?

Non-Normal Bayesian Imputation

Input: Valores Observados (Y_1, \dots, Y_n)

Output: M valores Imputados



Passo 1: Sorteie $(n-1)$ números aleatórios no intervalo $(0, 1)$ e seja (a_1, \dots, a_{n-1}) essa sequência ordenada. E sejam $a_0 = 0, a_n = 1$.

Passo 2: Sorteie cada um dos valores M valores faltantes escolhendo de (Y_1, \dots, Y_n) com probabilidades $(a_1 - a_0), (a_2 - a_1), \dots, (1 - a_{n-1})$.

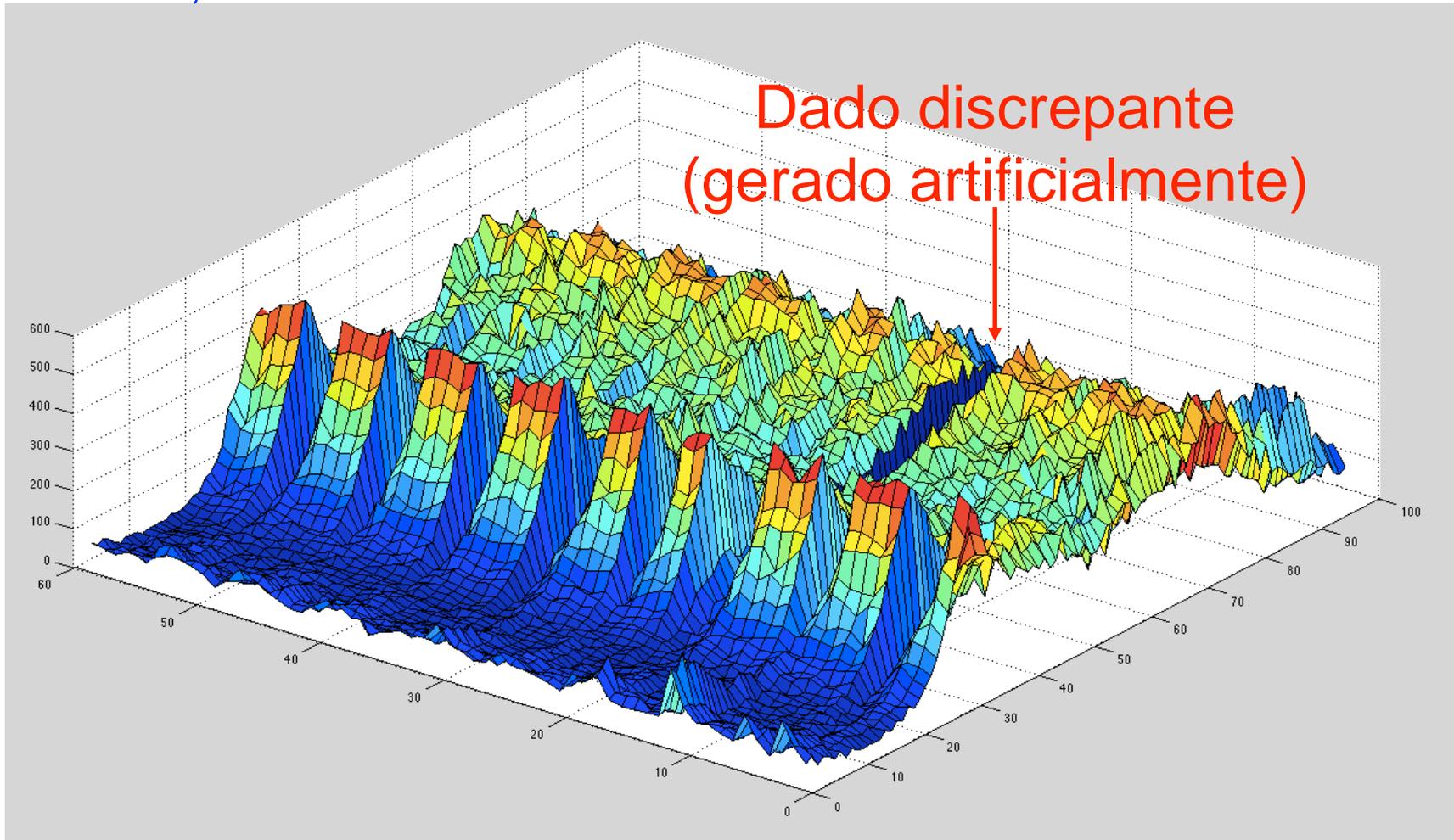


APLICANDO A ESTRATÉGIA!

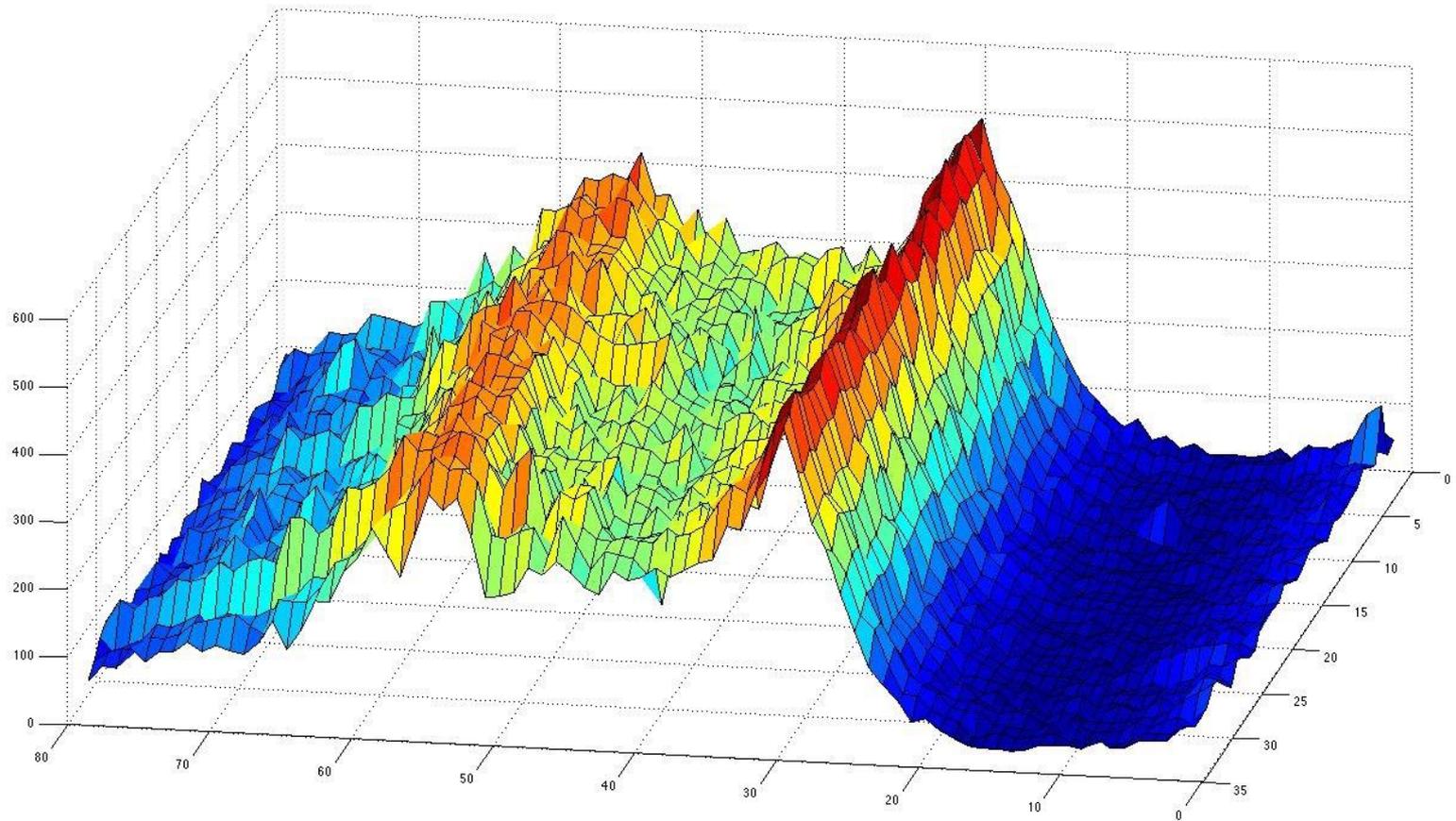
Exemplo 1

- Dado ausente de 1 dia
- Contagem: 15 min
- BR-116, Km 292

- Procure classes de dias
- Ache dias próximos dentro das classes.
- Sorteio (Bootstrap).



BR-116, KM 292 Abril-Maio/2015



UNIVERSIDADE FEDERAL
DO RIO DE JANEIRO



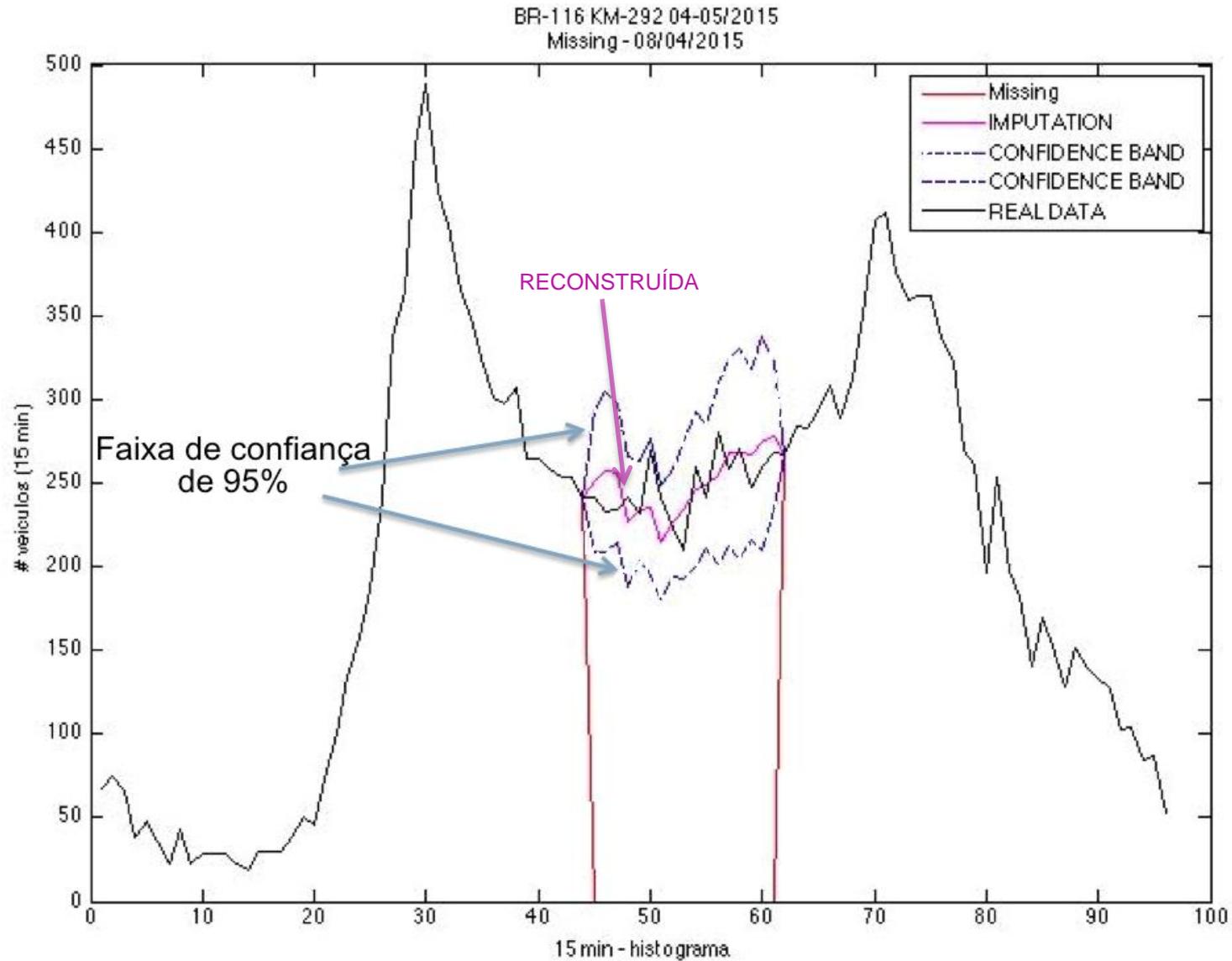
COPPE
FUNDAÇÃO
UFRJ

Instituto Alberto Luis Coimbra de
Pós-Graduação e Pesquisa em Engenharia

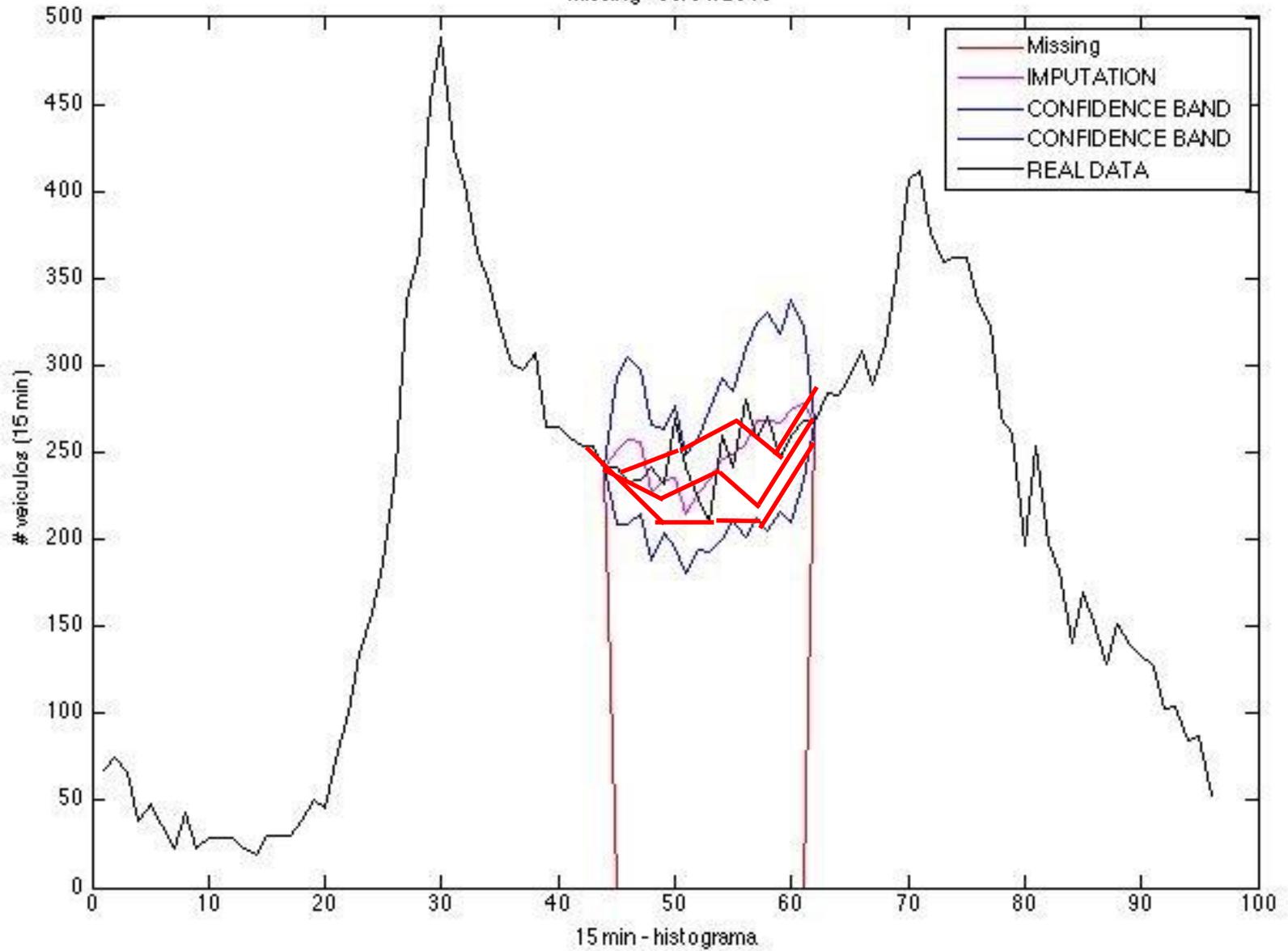
COPPETEC
FUNDAÇÃO

Ministério dos
Transportes
GOVERNO FEDERAL
BRASIL
PAÍS RICO E PAÍS SEM POBREZA

O Resultado Final



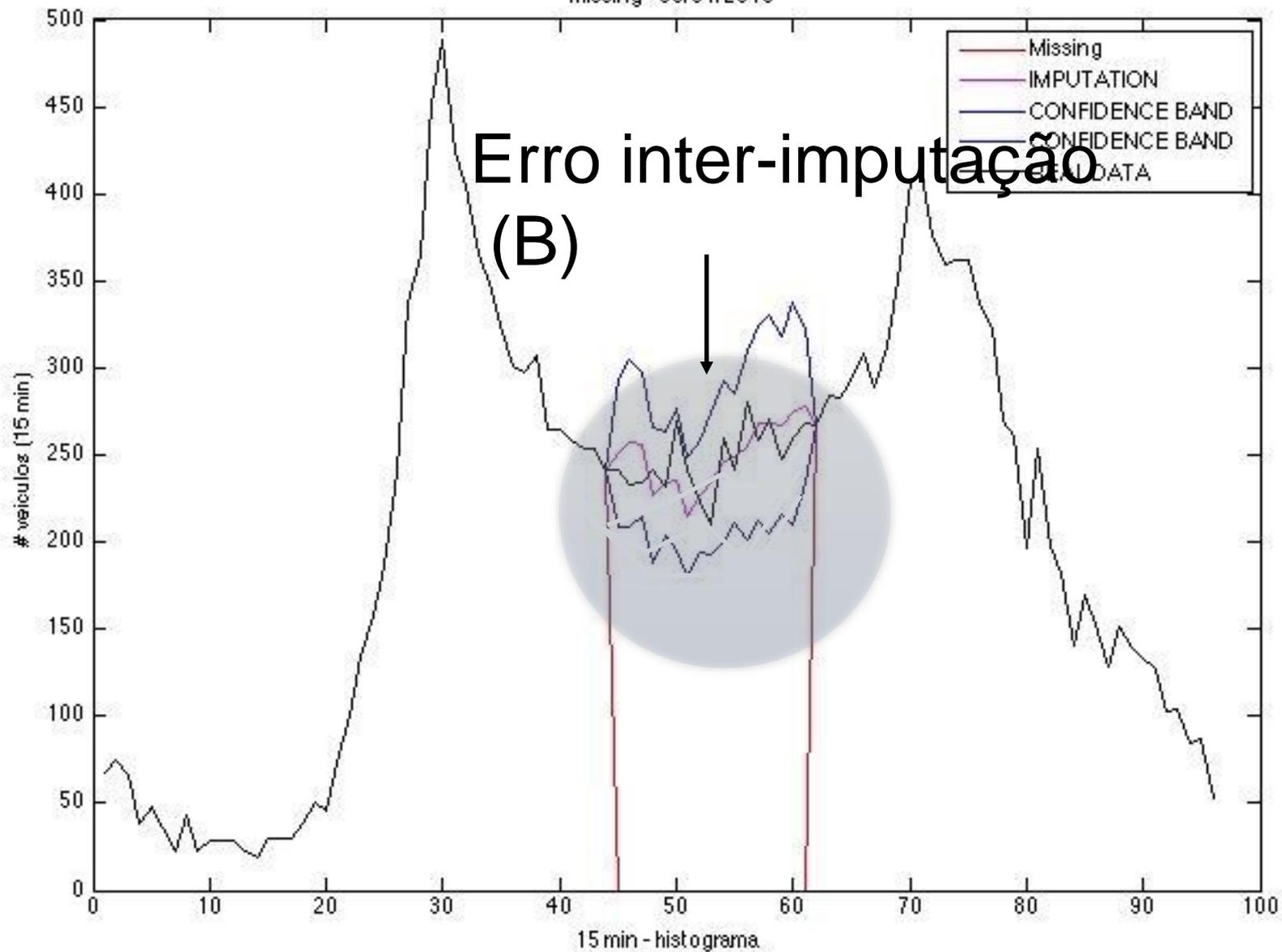
BR-116 KM-292 04-05/2015
Missing - 08/04/2015



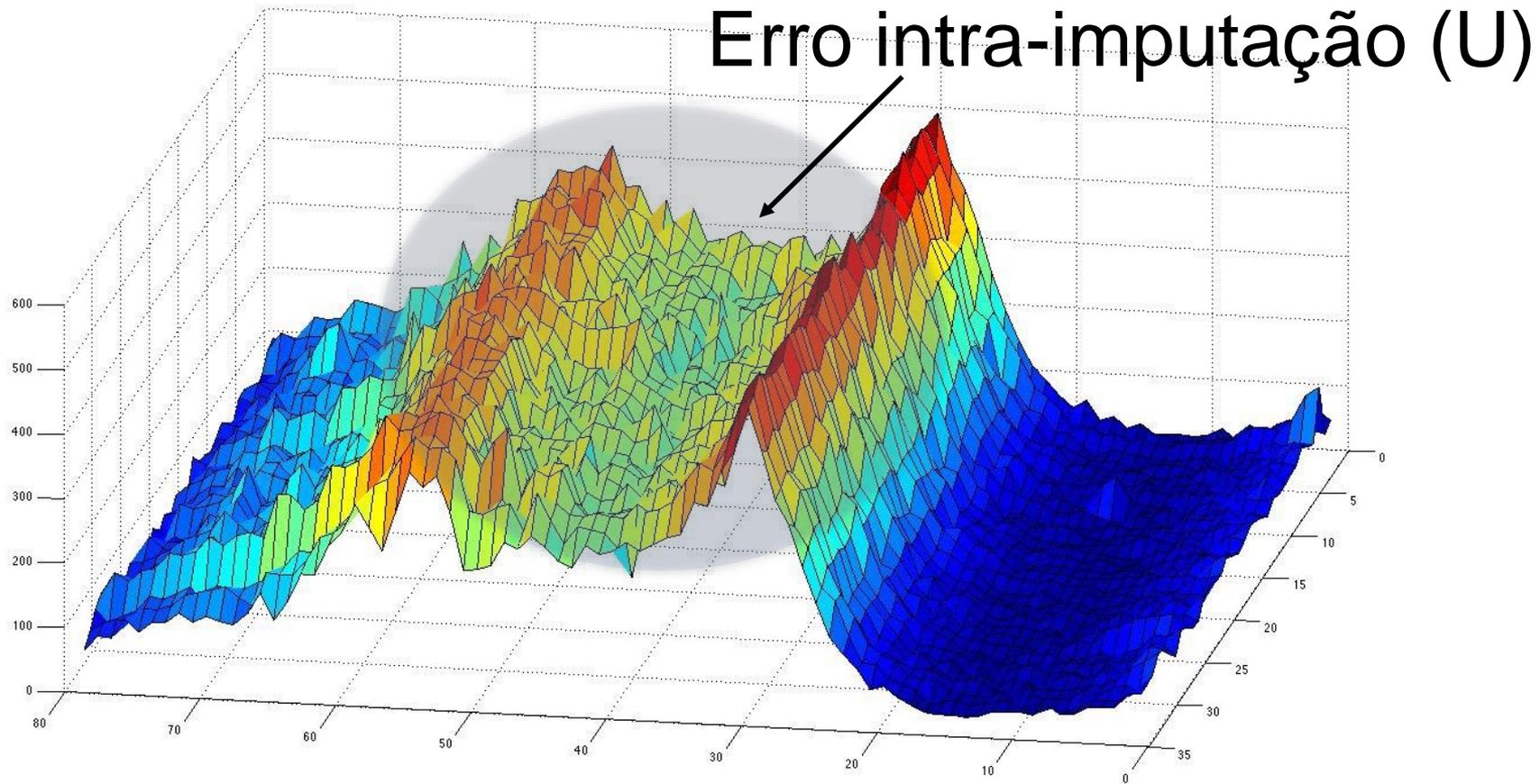
UNIVERSIDADE FEDERAL
DO RIO DE JANEIRO



Ministério dos
Transportes



BR-116, KM 292
Abril-Maio/2015



UNIVERSIDADE FEDERAL
DO RIO DE JANEIRO



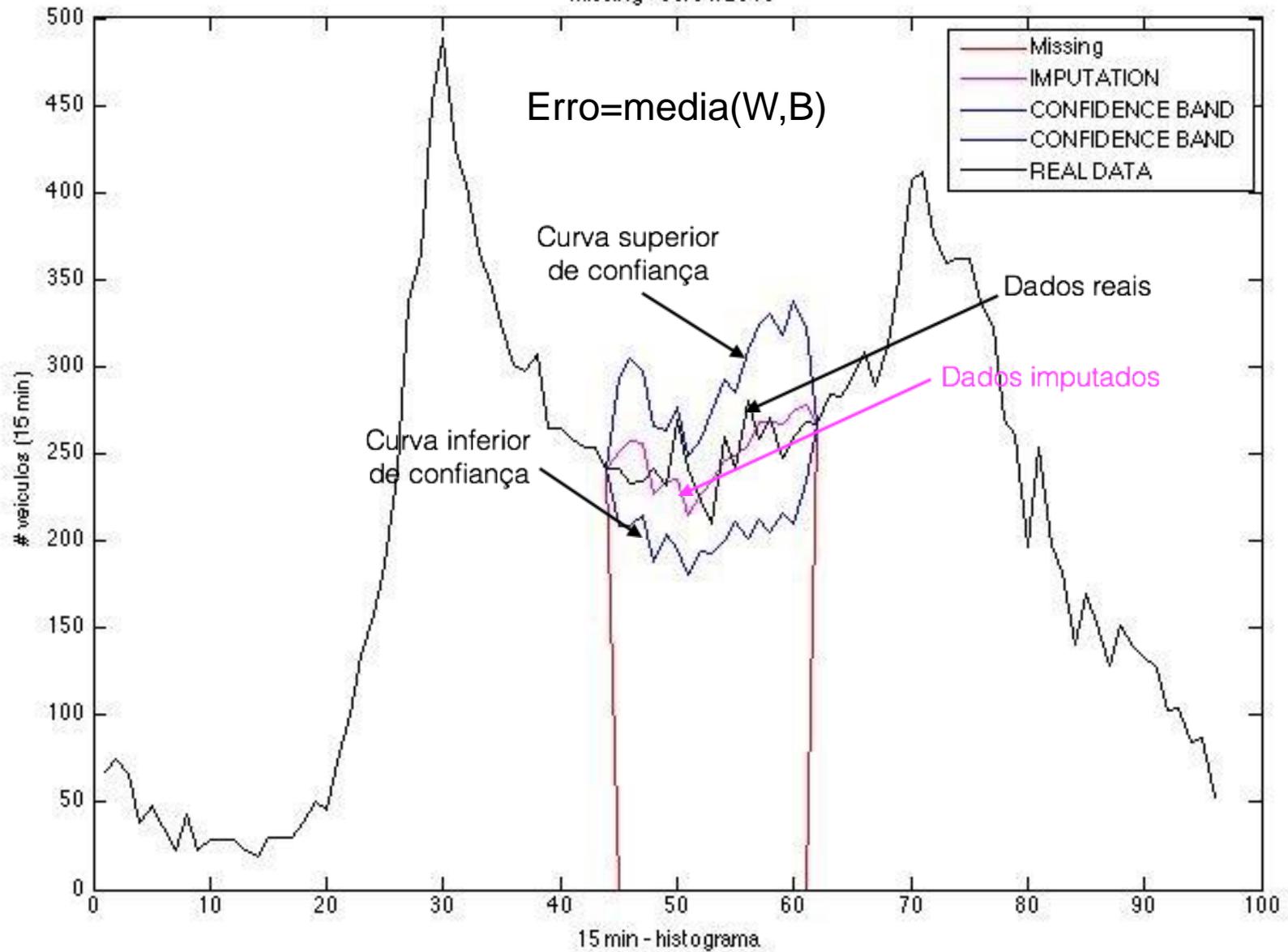
COPPE
FUNDAÇÃO
UFRJ

Instituto Alberto Luis Coimbra de
Pós-Graduação e Pesquisa em Engenharia

COPPETEC
FUNDAÇÃO

GOVERNO FEDERAL
BRASIL
PAÍS RICO E PAÍS SEM POBREZA

Ministério dos
Transportes

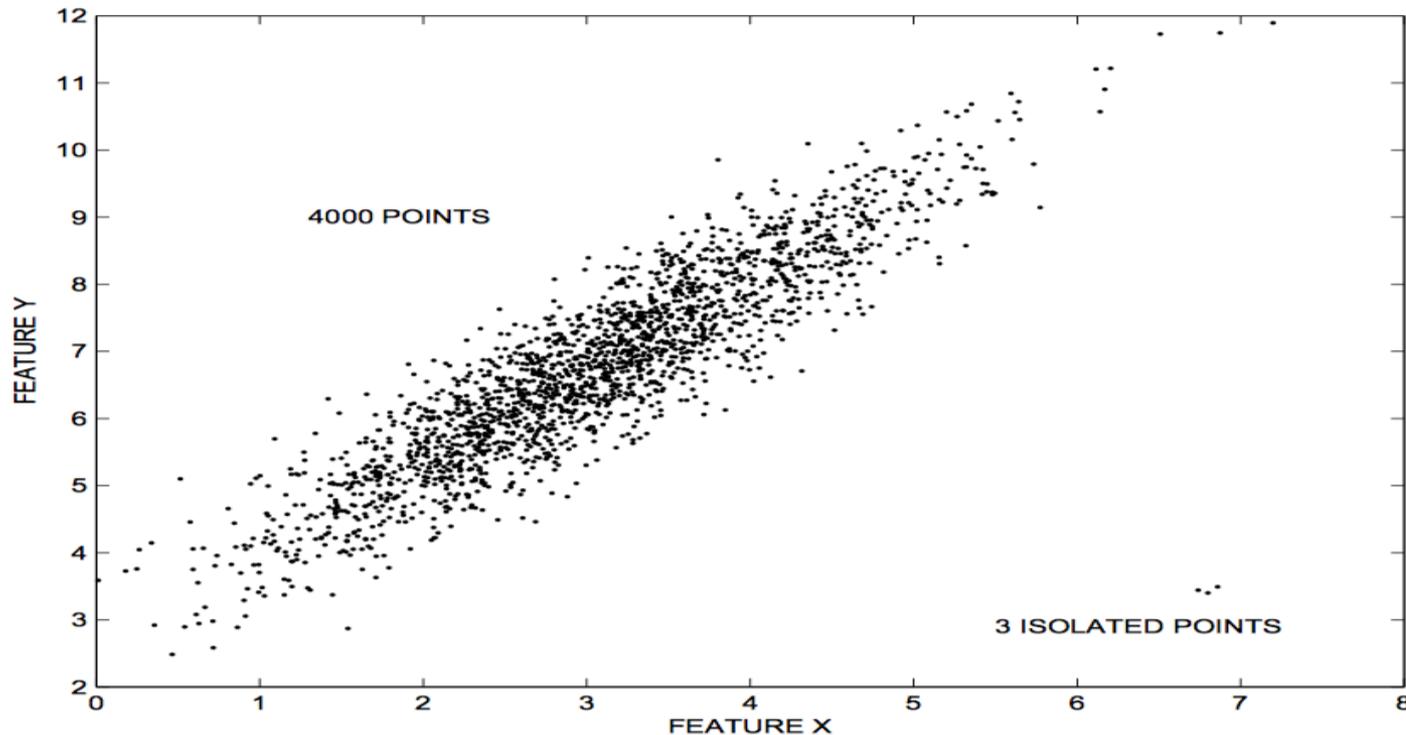


Um segundo filtro de Outliers

- FILTROS MAD (Median Absolute Deviation)
Condicionados e com Médias móveis

$$MAD = \text{mediana}(|X_i - \text{mediana}(X_i)|)$$

- FILTROS de Densidade (Soft Clusters)

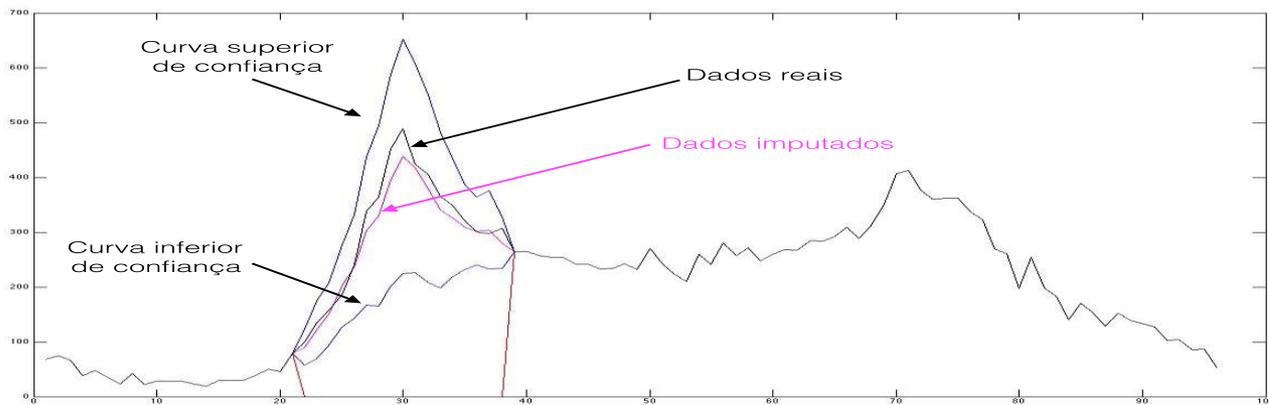


Testes de Confiança

Testes com dados do PNCT (2014-2015) mostram, até o momento, baixos erros médios relativos em valor absoluto.

(Para estradas de movimento não-trivial.)

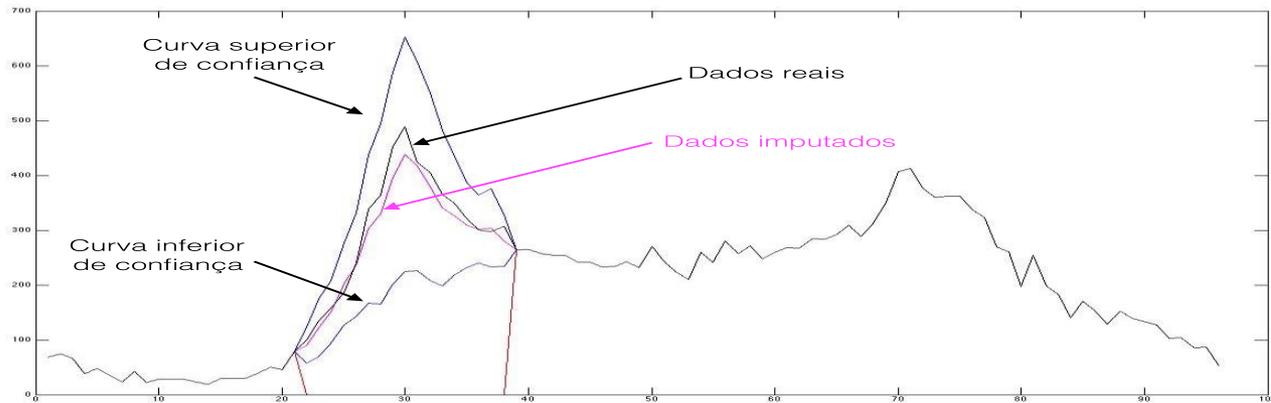
$$\frac{1}{\#R} \sum_{(i,j) \in R} \frac{|Reconst(i,j) - Real(i,j)|}{|Real(i,j)|} \sim 2\% - 10\%$$



Testes de Confiança

Testes com dados do PNCT (2014-2015) mostram, até o momento, ainda mais baixos erros médios relativos. (Para estradas de movimento não-trivial.)

$$\frac{1}{\#R} \sum_{(i,j) \in R} \frac{Reconst(i,j) - Real(i,j)}{Real(i,j)} \sim 0.1\% - 3\%$$



TRABALHO EM ADAMENTO

RECLASSIFICAÇÃO DA CLASSE J “OUTROS”

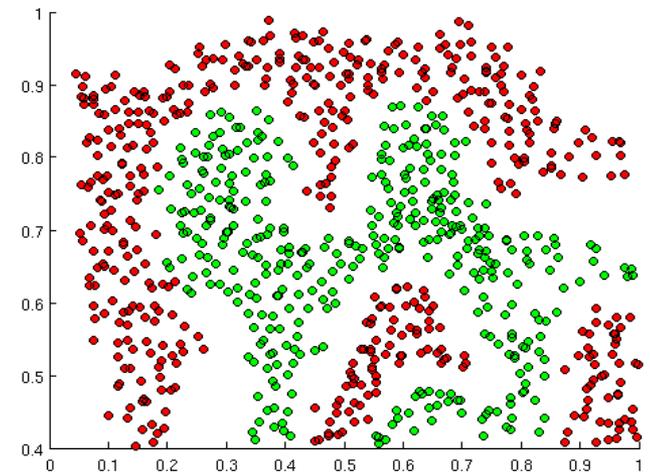
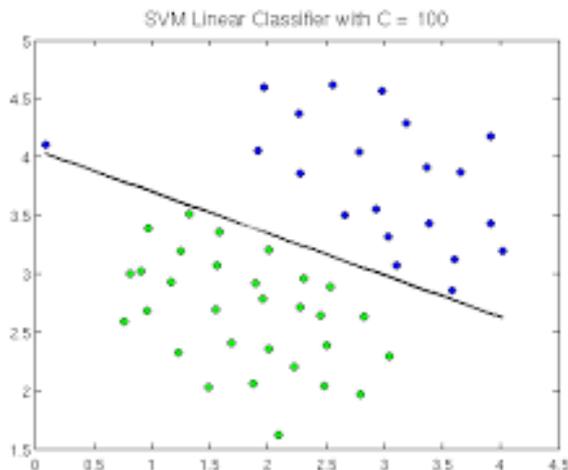
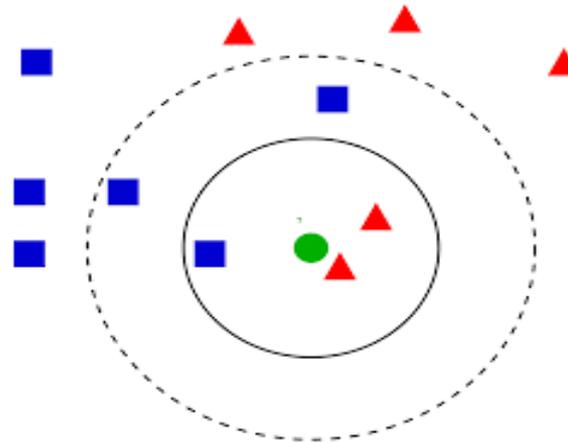


DADOS CATEGÓRICOS



TRABALHO EM ADAMENTO

RECLASSIFICAÇÃO DA CLASSE J “OUTROS”

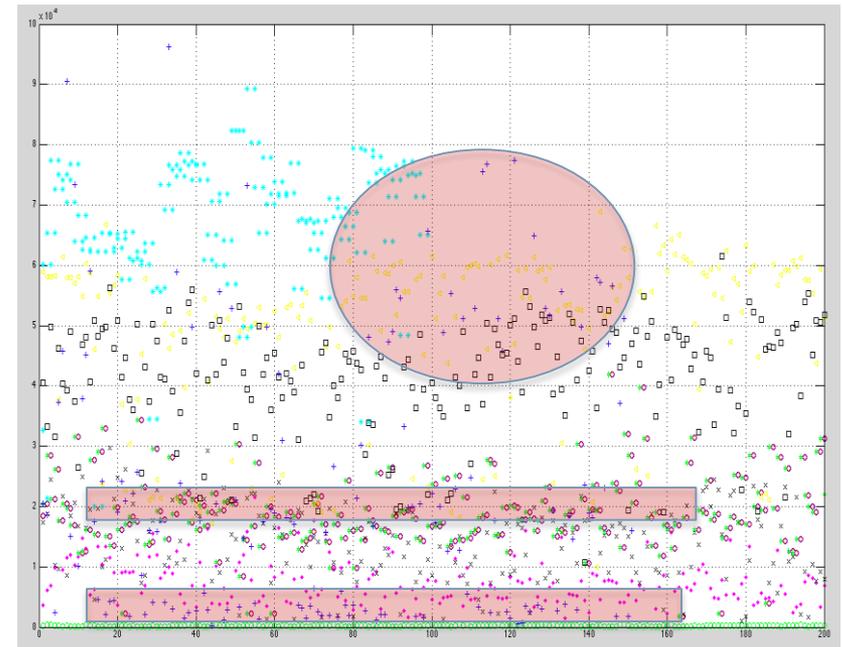
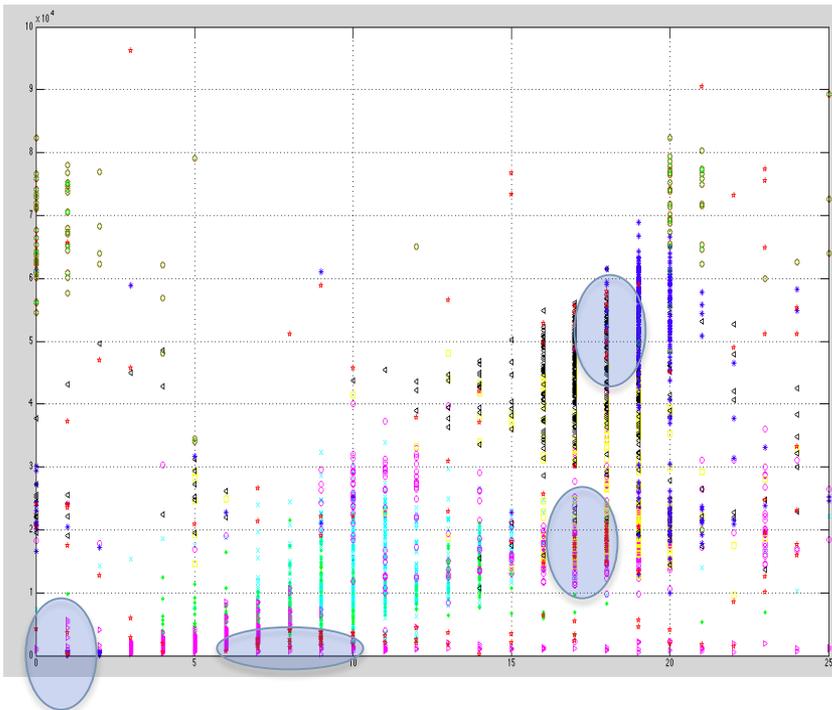


Proper Hot-Deck

ALGORITMO ABB – APPROXIMATE BAYESIAN BOOTSTRAP (RUBIN)

r candidatos íntegros, m dados anômalos

- 1- Selecione r unidades com reposição dos r candidatos íntegros para formar o conjunto doador.
- 2- Selecione m unidades com reposição do conjunto doador.

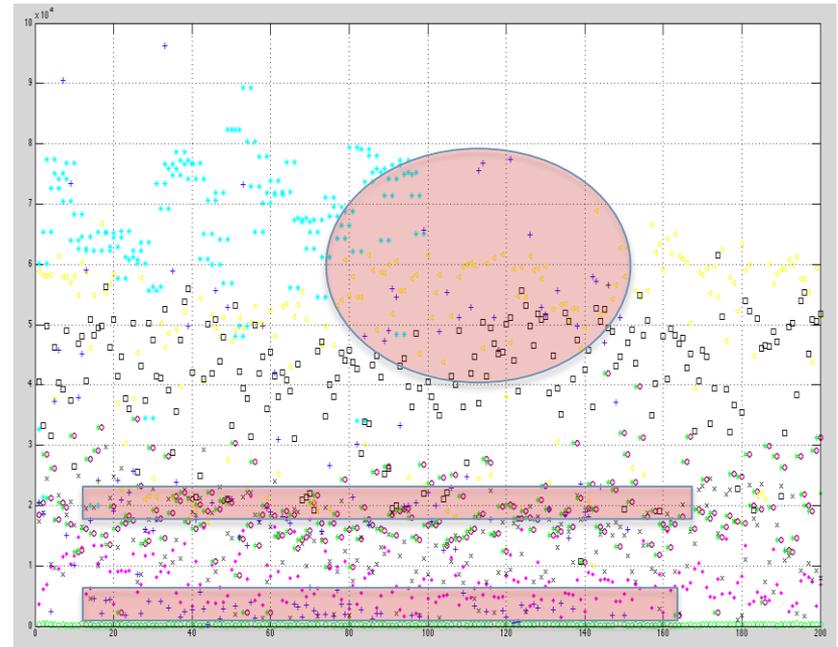
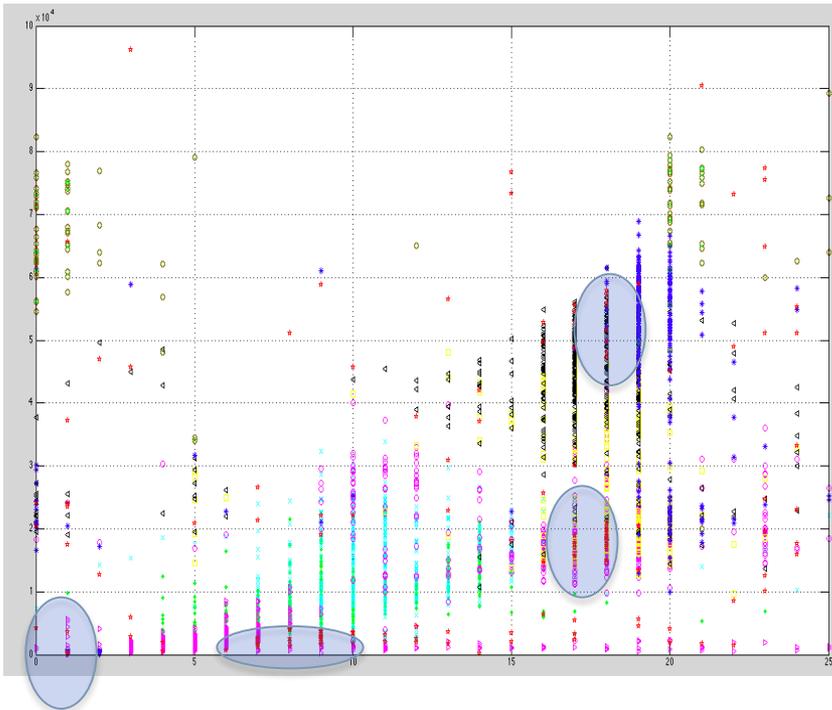


ALGORITMO ABB – APPROXIMATE BAYESIAN BOOTSTRAP (RUBIN)

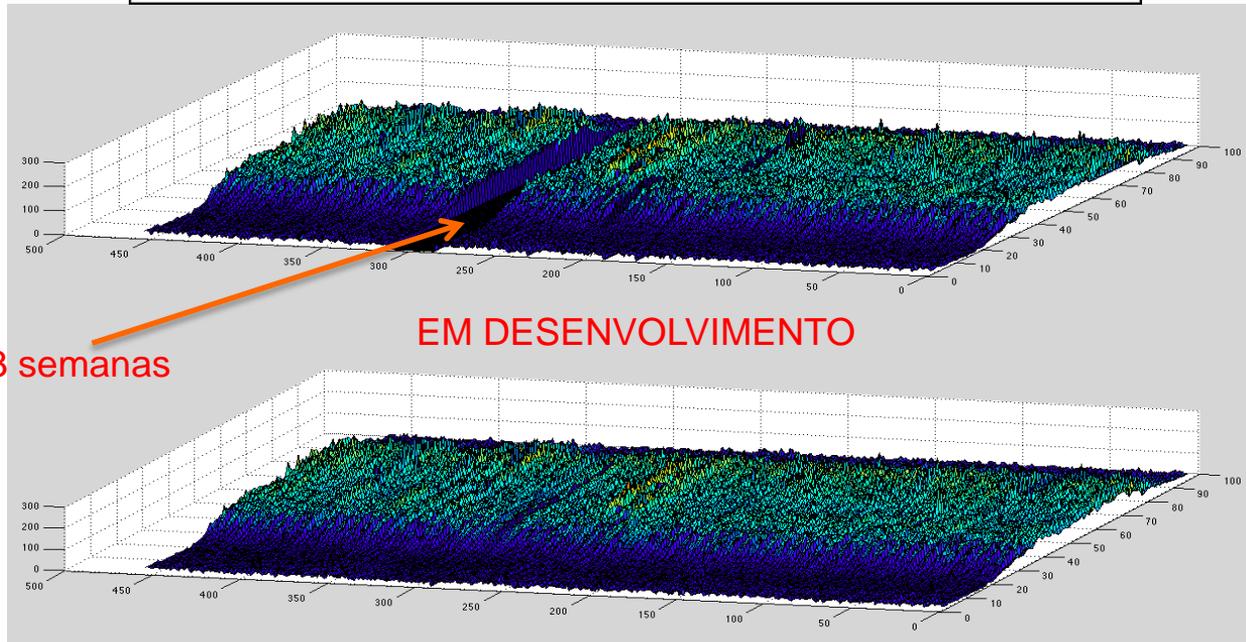
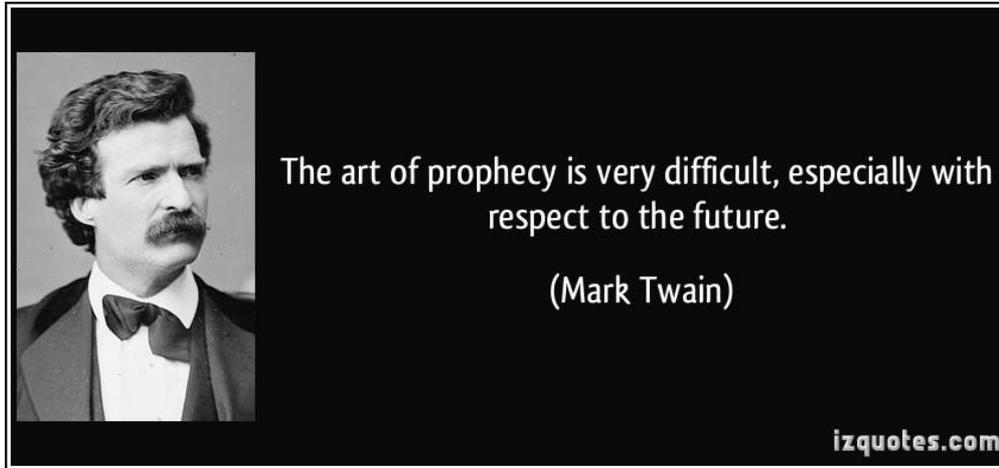
r candidatos íntegros, m dados anômalos

Testes preliminares com 5 equipamentos mostram eficácia uniforme em torno de **80% (INACEITÁVEL ?)**

NOTA: Em uma situação com 30% de dados anômalos (**inaceitável**), uma imputação com 80% de eficiência leva a um erro total de apenas 6% (**aceitável**).



ENTRE A RECONSTRUÇÃO E A PREVISÃO



GAUSSIAN PROCESSES E ESTIMATIVAS (EM DESENVOLVIMENTO)

Grupo de Matemática Aplicada ao Aprendizado de Máquinas e Previsões

Prof. FABIO RAMOS - UFRJ

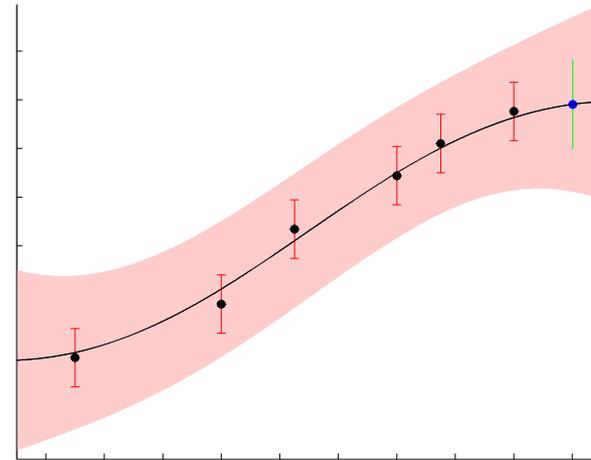
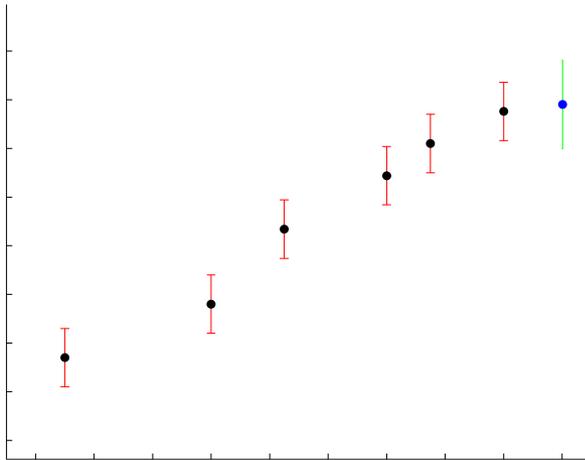
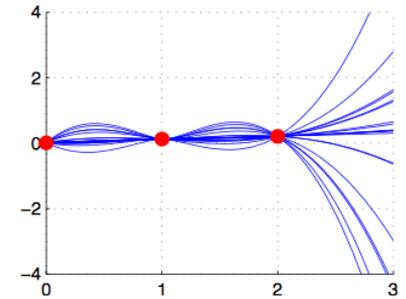
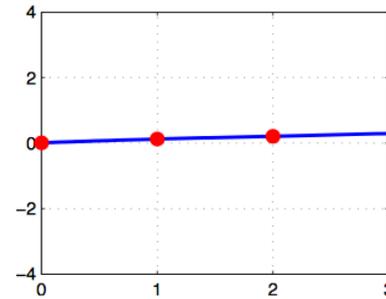
Prof. HEUDSON MIRANDOLA - UFRJ

DOUGLAS PICCIANI - UFRJ

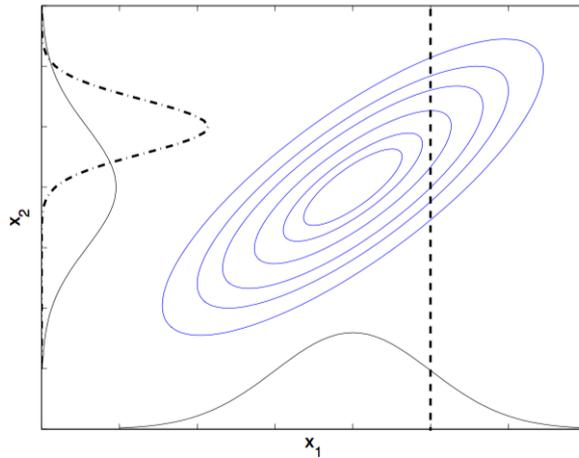
IVANI IVANOVA – UFRJ

CLAUDIO VERDUN- UFRJ

Dr. STEFAN ZOHREN (OXFORD UNIVERSITY)

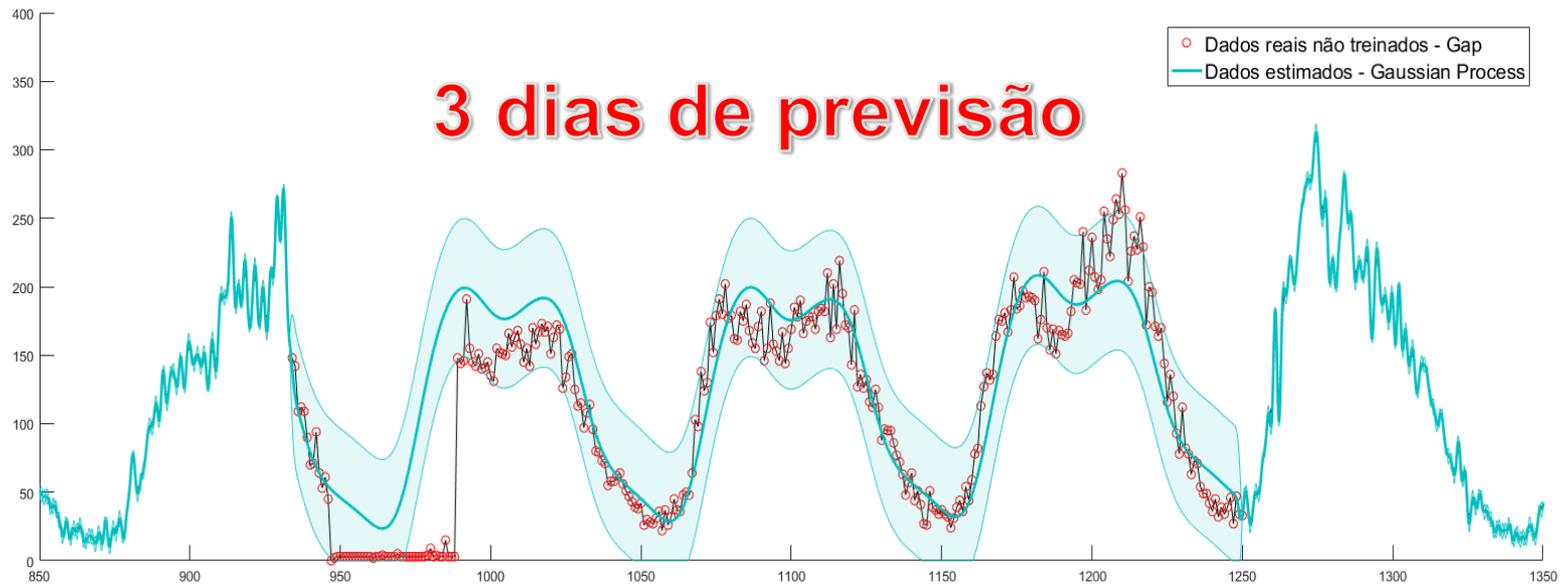


GAUSSIAN PROCESSES E PREVISÃO (EM DESENVOLVIMENTO)



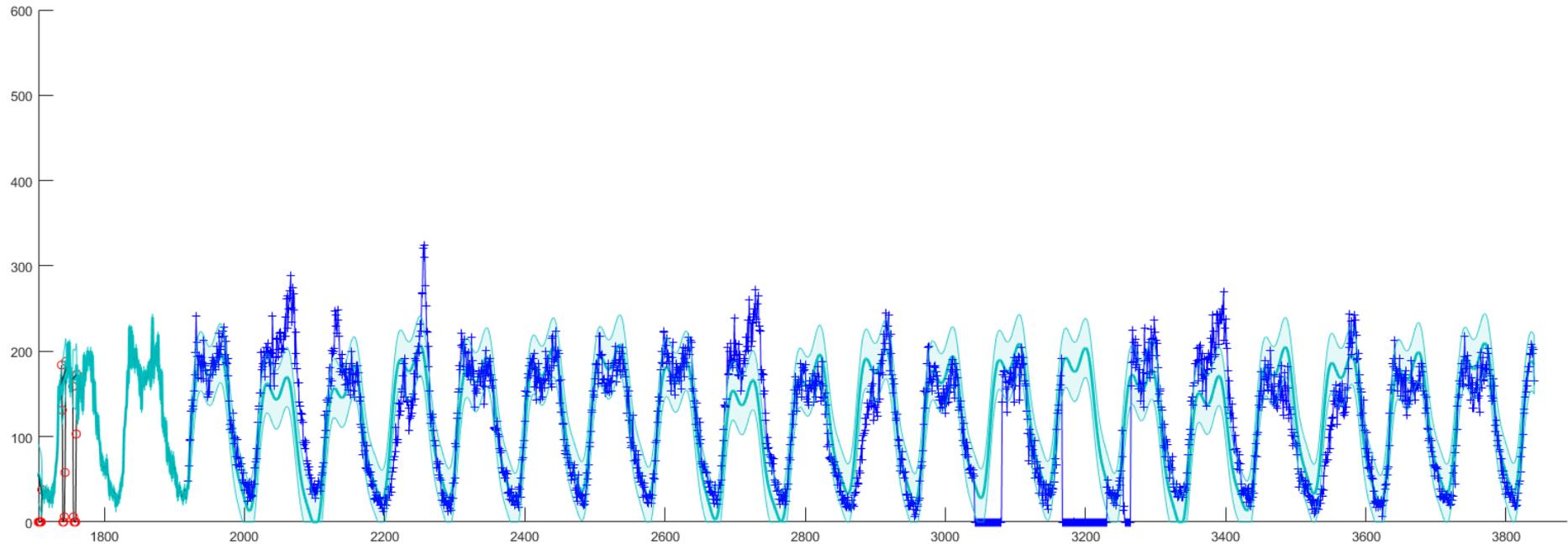
$$p(\mathbf{y}(\mathbf{x})) = \mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}(\mathbf{x}), \mathbf{K}(\mathbf{x}, \mathbf{x}))$$

$$\mathbf{K}(\mathbf{x}, \mathbf{x}) = \begin{pmatrix} k(x_1, x_1) & k(x_1, x_2) & \cdots & k(x_1, x_n) \\ k(x_2, x_1) & k(x_2, x_2) & \cdots & k(x_2, x_n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ k(x_n, x_1) & k(x_n, x_2) & \cdots & k(x_n, x_n) \end{pmatrix}$$



GAUSSIAN PROCESSES E PREVISÃO (EM DESENVOLVIMENTO)

PREVISÃO DE 20 DIAS



Início do processo



Pre-análise dos dados

- Quais problemas a tratar?
- Como minerar esses dados?
- Tempo para se obter resultados.

No início, foram muitas reuniões:



Outlier - Ausencias de eventos

eq	sent	fx	dt_inic	dt_fin	hrs_gap
274	C	611	2015-07-08 01:39:29.160	2015-07-08 01:57:18.617	0.29707138888888889
274	C	611	2015-07-08 02:49:08.523	2015-07-08 03:05:53.627	0.27919555555555553
274	C	611	2015-07-08 03:05:53.627	2015-07-08 03:28:02.970	0.36926194444444443
274	C	611	2015-07-08 03:28:02.970	2015-07-08 03:47:39.697	0.3268686111111111
274	C	611	2015-07-08 04:17:26.933	2015-07-08 04:53:29.460	0.60070194444444445
274	C	611	2015-07-08 17:02:49.397	2016-02-15 11:12:16.000	5322.157389722222
274	C	611	2016-02-15 14:26:39.000	2016-02-15 15:33:20.000	1.1113888888888889
274	C	611	2016-02-15 16:31:40.000	2016-02-15 17:17:26.000	0.7627777777777778
274	C	611	2016-02-15 19:20:13.000	2016-02-15 20:26:20.000	1.1019444444444444
274	C	611	2016-02-15 22:03:43.000	2016-02-15 23:08:39.000	1.0822222222222222
274	C	611	2016-02-16 00:44:47.000	2016-02-16 01:50:03.000	1.0877777777777777

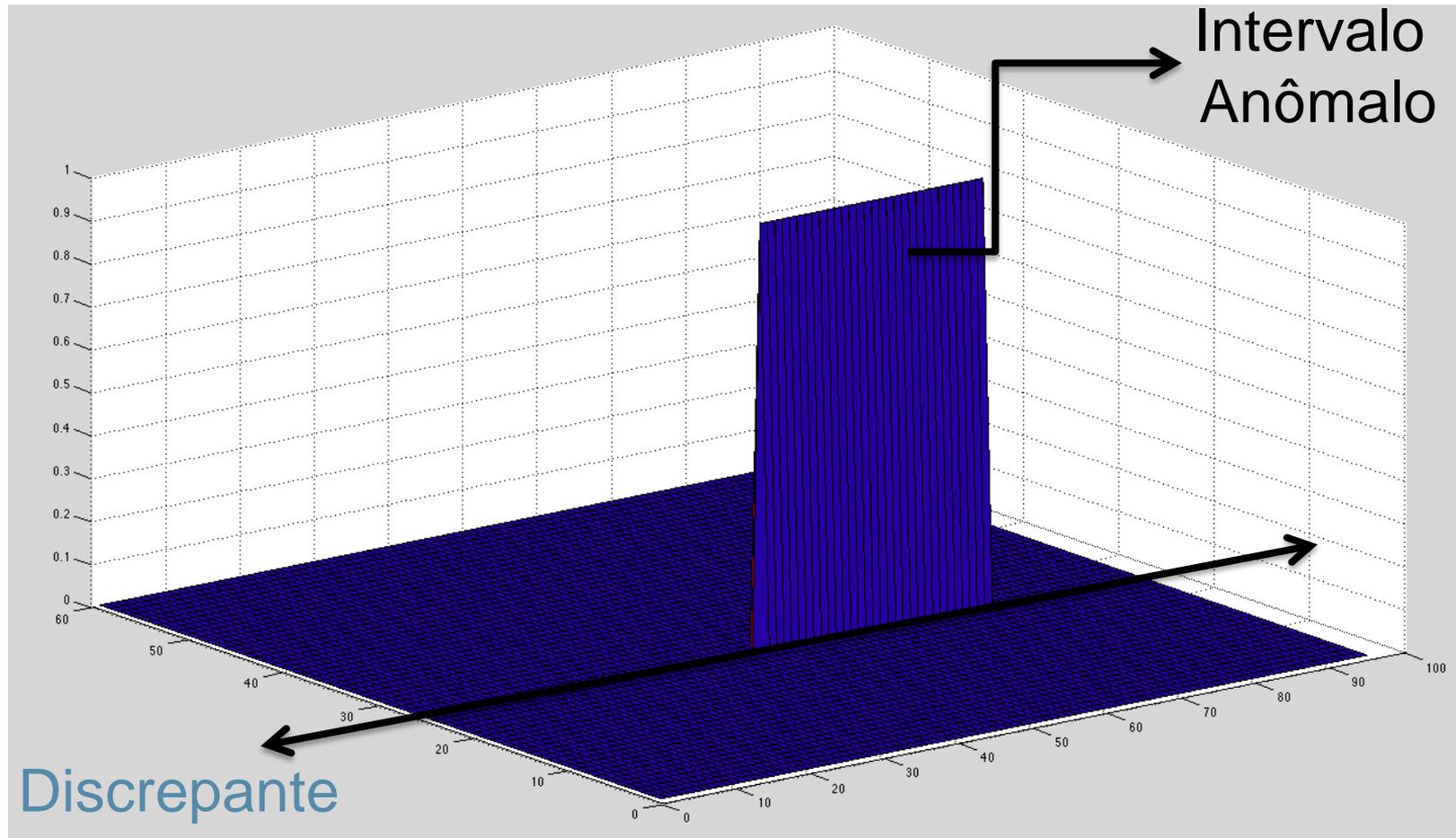
Vazio de eventos de mais de 5 meses



Exemplo 1

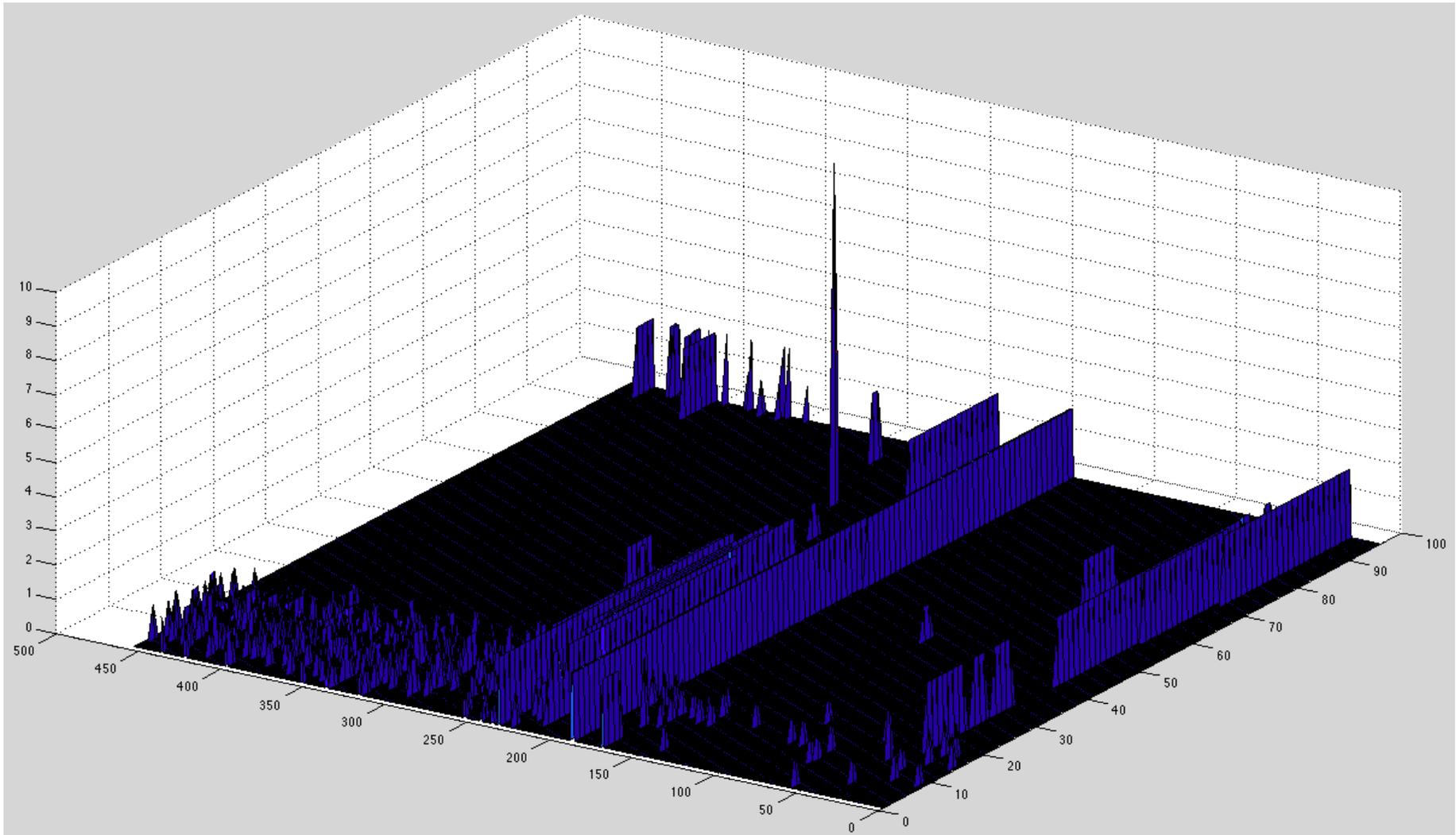
- Dado ausente de 1 dia
- Contagem: 15 min
- BR-116, Km 292

Marcador de Outliers



Dia Discrepante





Outliers na classificação

1 - Categoria Outros

Categoria J = Motocicletas

2 - Classificação inconsistente

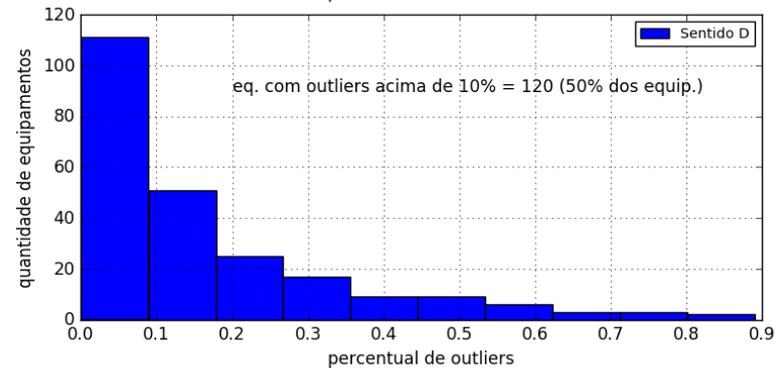
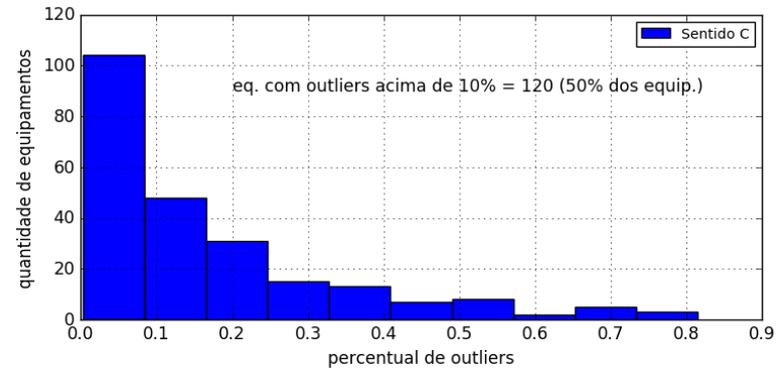
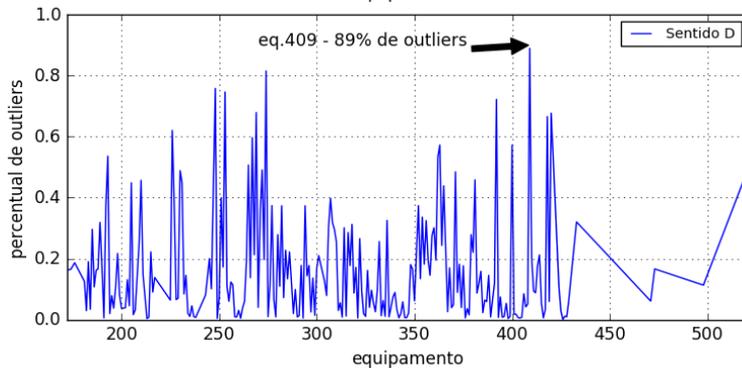
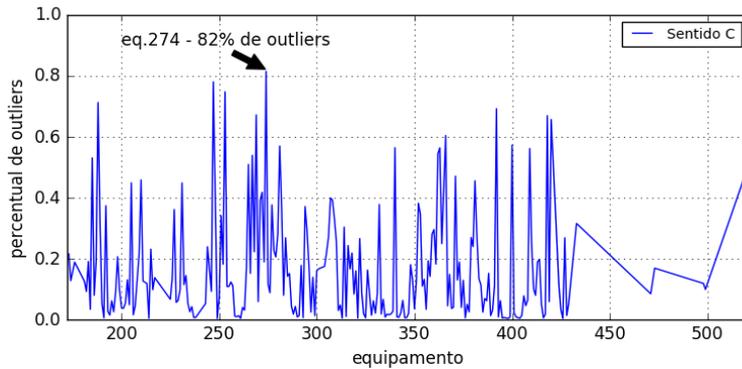
```
df_desc_J=df.loc[df['sg_veic']=='J'].describe()
df_desc_J
```

	eq	br	km	fx	id_tp_veic	id_categ	id_cl_macro	id_cl_convide	veloc	ptb	tam_tot
count	10420	10420	10420	10420.000000	10420	10420	10420	10420	10420.000000	10420.000000	10420.000000
mean	209	290	702	1.537332	77	2	10	9	91.674856	363.546065	1.042131
std	0	0	0	0.498628	0	0	0	0	24.187772	822.287901	0.649592
min	209	290	702	1.000000	77	2	10	9	3.000000	60.000000	0.000000
25%	209	290	702	1.000000	77	2	10	9	75.000000	180.000000	1.000000
50%	209	290	702	2.000000	77	2	10	9	90.000000	260.000000	1.000000
75%	209	290	702	2.000000	77	2	10	9	106.000000	380.000000	1.000000
max	209	290	702	2.000000	77	2	10	9	199.000000	24600.000000	23.000000

Motocicleta com peso bruto total de 24 toneladas?



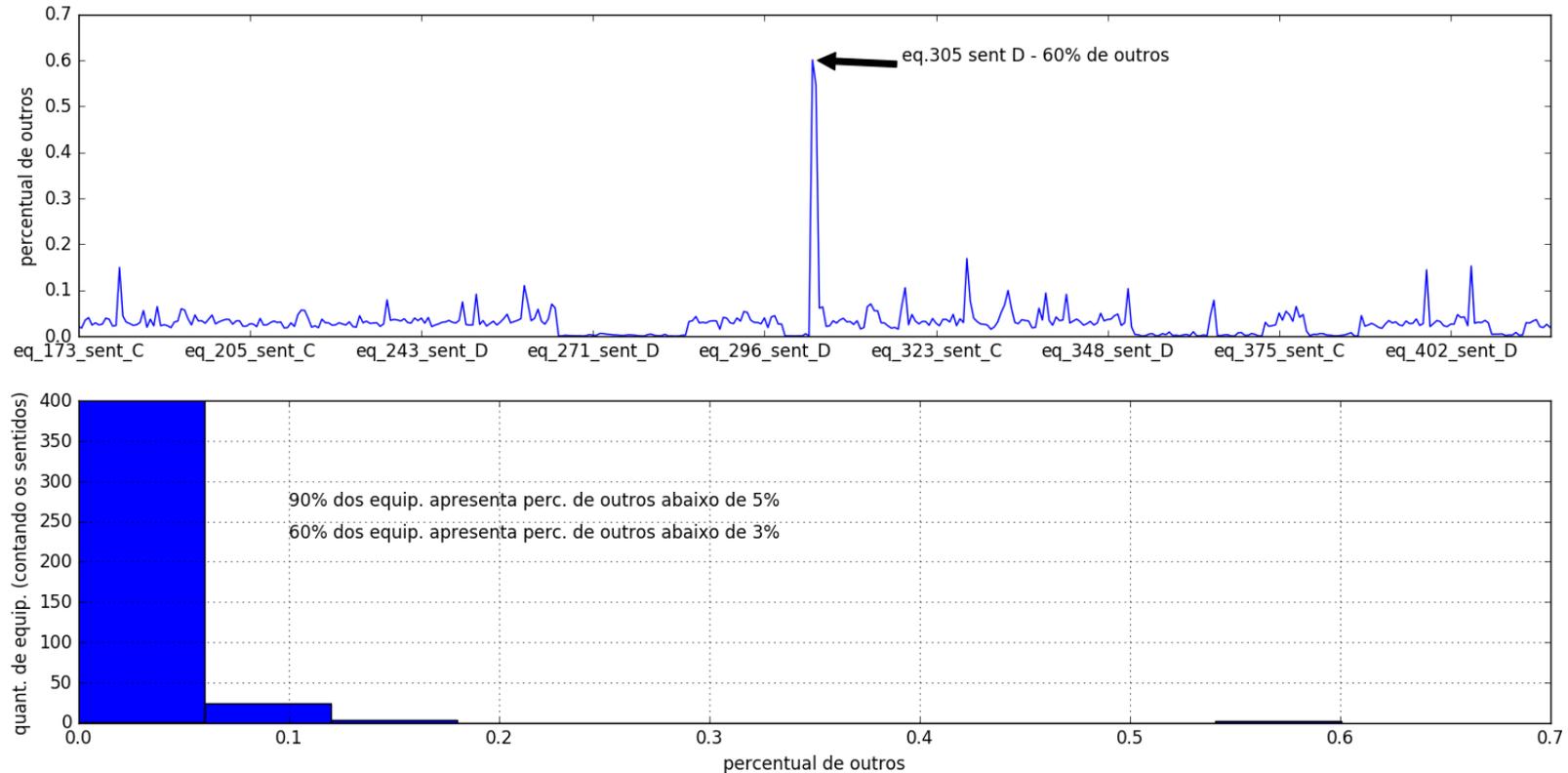
Qual é o tamanho das ausências?



50% dos equipamentos apresentaram outliers nos eventos (ausências e repetições) em pelo menos 10% dos eventos



Outliers na classificação



90% dos equipamentos (contando os sentidos) apresentam baixo índice (<5%) de 'outros'



O que estamos entregando?

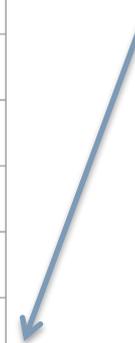
Versão 0.9

- Algoritmo de identificação de dados anômalos
- Base de dados tratados
(Sem a reclassificação da classe L “OUTROS”)
- VMDs - por ano, mês e semana de cada equipamento (por sentido).
- Horas-picos e volumes-picos (por ano mês e semana) por equipamento e sentido



	eq	sent	fx	dt_inic	dt_fin	hrs_gap
0	174	D	1	2014-04-20 01:59:55	2014-04-20 02:18:11	0.30444444444444446
82	174	D	1	2014-11-30 08:41:39	2014-11-30 08:59:47	0.3022222222222222
83	174	D	1	2014-11-30 09:33:54	2014-11-30 09:52:44	0.3138888888888889
84	174	D	1	2014-11-30 09:52:50	2014-11-30 10:25:18	0.5411111111111111
85	174	D	1	2014-11-30 11:25:33	2014-11-30 11:40:57	0.25666666666666665
86	174	D	1	2014-11-30 21:06:09	2014-11-30 21:47:55	0.6961111111111111
87	174	D	1	2014-11-30 21:47:55	2014-12-01 06:41:45	8.897222222222222
88	174	D	1	2014-12-01 06:41:45	2014-12-01 08:58:05	2.272222222222222
89	174	D	1	2014-12-01 08:58:22	2014-12-01 09:21:32	0.3861111111111111
90	174	D	1	2014-12-01 19:04:15	2014-12-02 11:53:46	16.825277777777778
91	174	D	1	2014-12-02 12:02:13	2014-12-02 12:31:58	0.49583333333333335
92	174	D	1	2014-12-02 13:12:37	2014-12-02 13:36:18	0.3947222222222222
93	174	D	1	2014-12-02 13:43:57	2014-12-03 10:43:33	20.993333333333332
94	174	D	1	2014-12-04 20:05:09	2014-12-04 20:22:18	0.28583333333333333

16 Horas de vazio



eq	sent	fx	dt_oc	rep
183	D	1	2014-05-22 06:27:25	4
183	D	1	2015-01-18 22:47:25	4
183	D	1	2015-01-20 00:35:42	8
183	D	1	2015-01-23 11:02:32	17
183	D	1	2015-01-26 14:39:45	52
183	D	1	2015-04-02 20:16:49	88
183	D	1	2015-04-08 17:45:09	20
183	D	1	2015-04-17 19:59:59	14
183	D	1	2015-04-20 08:37:39	37
183	D	1	2015-04-29 14:53:49	10
183	D	1	2015-04-30 00:32:49	28
183	D	1	2015-05-01 09:16:55	39
183	D	1	2015-05-03 14:59:59	10
183	D	1	2015-07-12 22:00:00	10439
183	D	1	2015-07-12 23:00:00	51892
183	D	1	2015-07-13 00:00:00	4079
183	C	2	2015-01-18 22:47:25	6
183	C	2	2015-01-20 00:35:42	7
183	C	2	2015-01-23 11:02:32	10

Relatórios de repetições simultaneas na faixa



Informações da Hora Pico (geral e por categorias)

	dia_inic	dia_fin	dias_validos	dia_hr_pico	vol_pico	vol_dia_pico	per_dia_pico	vmd_ano
ano_2015_sent_D	2015-01-01	2015-12-31	365	2015-12-23 18:15:00	619.0	6702.0	0.09236048940614743	4113.0
ano_2015_sent_D_cat_A	2015-01-01	2015-12-31	365	2015-02-25 14:45:00	90.0	567.0	0.15873015873015872	315.0
ano_2015_sent_D_cat_B	2015-01-01	2015-12-31	365	2015-02-25 14:30:00	68.0	412.0	0.1650485436893204	387.0
ano_2015_sent_D_cat_C	2015-01-01	2015-12-31	365	2015-02-25 14:15:00	58.0	414.0	0.14009661835748793	286.0
ano_2015_sent_D_cat_D	2015-01-01	2015-12-31	365	2015-02-25 14:45:00	52.0	188.0	0.2765957446808511	173.0
ano_2015_sent_D_cat_E	2015-01-01	2015-12-31	365	2015-01-06 07:15:00	31.0	228.0	0.13596491228070176	156.0
ano_2015_sent_D_cat_F	2015-01-01	2015-12-31	365	2015-11-26 16:30:00	12.0	55.0	0.21818181818181817	27.0
ano_2015_sent_D_cat_G	2015-01-01	2015-12-31	365	2015-01-06 08:00:00	4.0	4.0	1.0	1.0
ano_2015_sent_D_cat_H	2015-01-01	2015-12-31	365	2015-07-15 09:30:00	8.0	27.0	0.2962962962962963	10.0
ano_2015_sent_D_cat_I	2015-01-01	2015-12-31	365	2015-12-27 10:00:00	503.0	6004.0	0.08377748167888074	2327.0
ano_2015_sent_D_cat_J	2015-01-01	2015-12-31	365	2015-03-08 13:30:00	55.0	385.0	0.14285714285714285	144.0
ano_2015_sent_D_cat_L	2015-01-01	2015-12-31	365	2015-11-13 10:00:00	27.0	192.0	0.140625	122.0
ano_2015_sent_C	2015-01-01	2015-12-31	365	2015-12-23 09:15:00	797.0	8960.0	0.08895089285714286	3925.0
ano_2015_sent_C_cat_A	2015-01-01	2015-12-31	365	2015-02-25 16:15:00	79.0	615.0	0.12845528455284552	264.0
ano_2015_sent_C_cat_B	2015-01-01	2015-12-31	365	2015-06-01 16:30:00	53.0	480.0	0.11041666666666666	352.0

As categorias usadas pelo SGP já estão sendo implementados

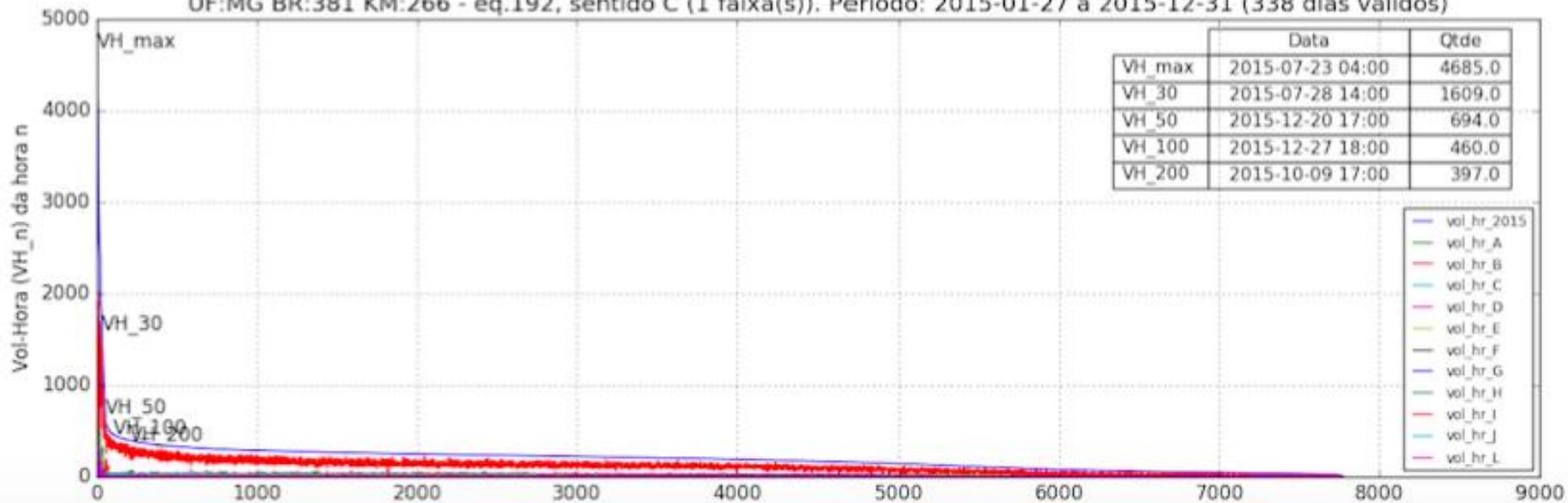
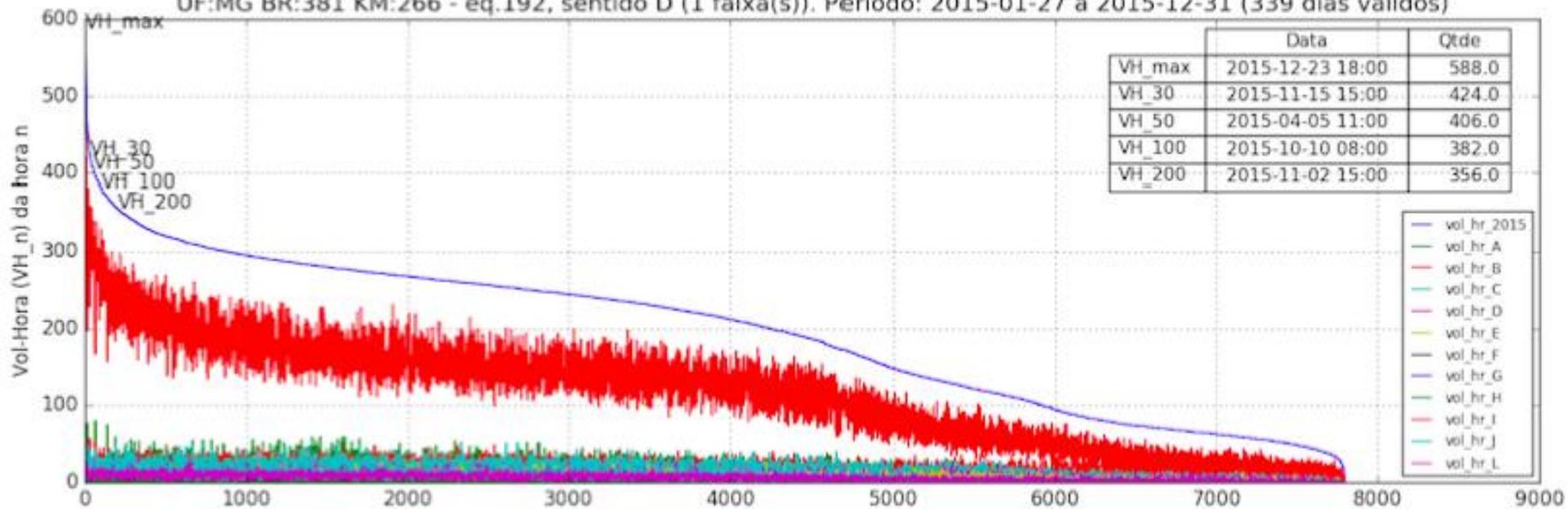


EQ 192 - UF: MG BR 381 KM 266

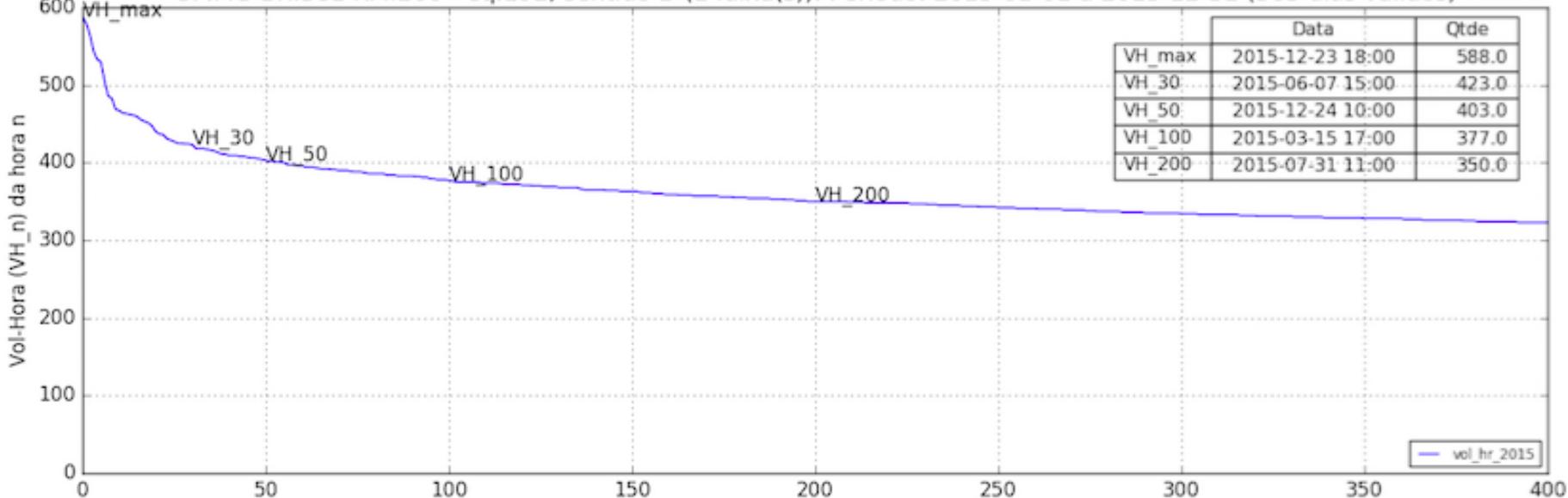
ano_2015_sent_Ambos_cat_A	2015-01-01	2015-12-31	365	2015-02-25 16:15:00	123.0	1182.0	0.10406091370558376	579.0
ano_2015_sent_Ambos_cat_B	2015-01-01	2015-12-31	365	2015-05-27 16:15:00	91.0	1173.0	0.07757885763000852	740.0
ano_2015_sent_Ambos_cat_C	2015-01-01	2015-12-31	365	2015-02-25 16:15:00	104.0	794.0	0.1309823677581864	494.0
ano_2015_sent_Ambos_cat_D	2015-01-01	2015-12-31	365	2015-02-25 14:45:00	53.0	347.0	0.15273775216138327	328.0
ano_2015_sent_Ambos_cat_E	2015-01-01	2015-12-31	365	2015-03-26 08:15:00	54.0	456.0	0.11842105263157894	345.0
ano_2015_sent_Ambos_cat_F	2015-01-01	2015-12-31	365	2015-07-14 16:45:00	19.0	128.0	0.1484375	75.0
ano_2015_sent_Ambos_cat_G	2015-01-01	2015-12-31	365	2015-05-25 16:15:00	5.0	9.0	0.5555555555555556	4.0
ano_2015_sent_Ambos_cat_H	2015-01-01	2015-12-31	365	2015-05-06 08:45:00	16.0	43.0	0.37209302325581395	29.0
ano_2015_sent_Ambos_cat_I	2015-01-01	2015-12-31	365	2015-12-27 08:30:00	946.0	11802.0	0.08015590577868158	4464.0
ano_2015_sent_Ambos_cat_J	2015-01-01	2015-12-31	365	2015-10-16 17:30:00	72.0	427.0	0.1686182669789227	304.0
ano_2015_sent_Ambos_cat_L	2015-01-01	2015-12-31	365	2015-11-06 17:00:00	49.0	391.0	0.12531969309462915	241.0

Sentidos: C, D, Ambos

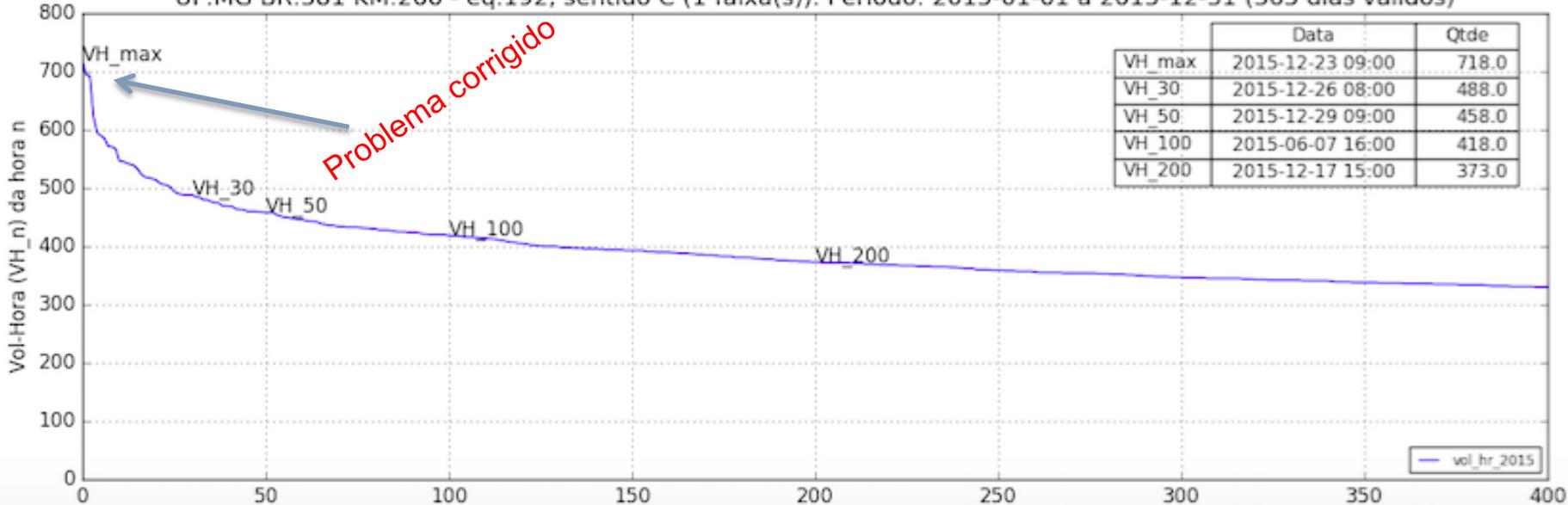




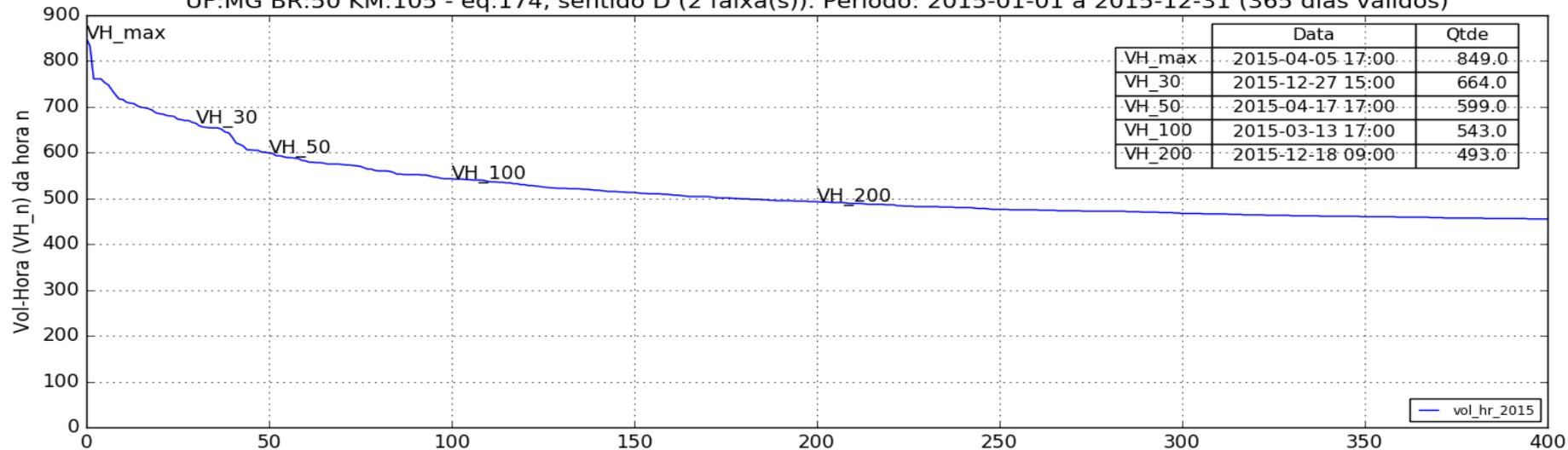
UF:MG BR:381 KM:266 - eq.192, sentido D (1 faixa(s)). Período: 2015-01-01 à 2015-12-31 (365 dias válidos)



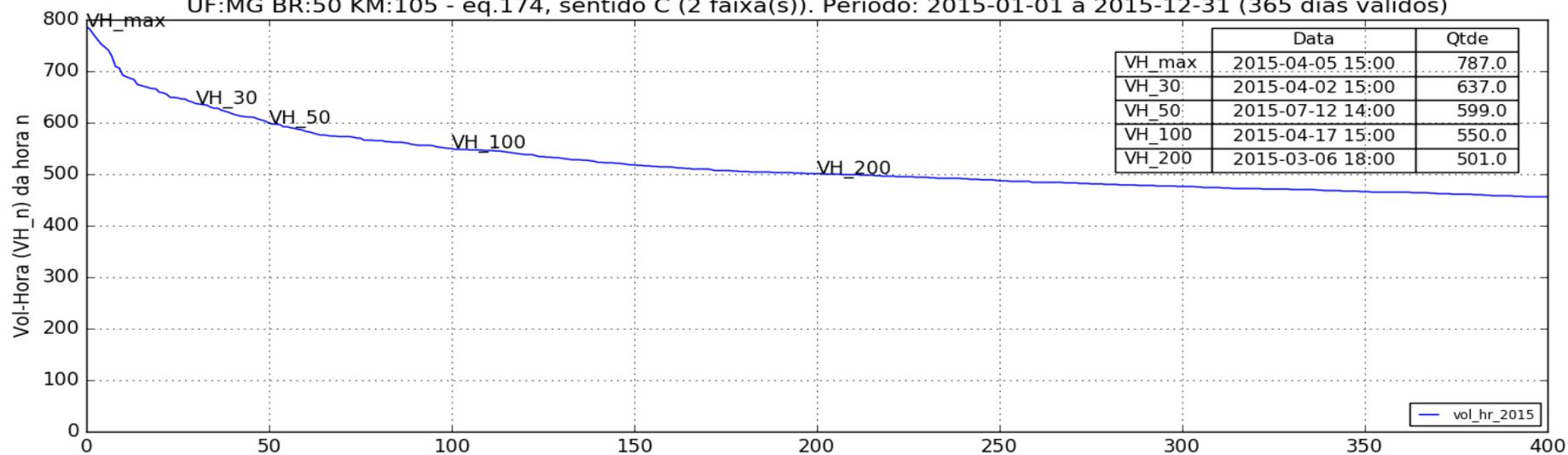
UF:MG BR:381 KM:266 - eq.192, sentido C (1 faixa(s)). Período: 2015-01-01 à 2015-12-31 (365 dias válidos)



UF:MG BR:50 KM:105 - eq.174, sentido D (2 faixa(s)). Período: 2015-01-01 à 2015-12-31 (365 dias válidos)



UF:MG BR:50 KM:105 - eq.174, sentido C (2 faixa(s)). Período: 2015-01-01 à 2015-12-31 (365 dias válidos)



MUITO OBRIGADO



UNIVERSIDADE FEDERAL
DO RIO DE JANEIRO



COPPE
FUND. UFRJ
Instituto Alberto Luis Coimbra de
Pós-Graduação e Pesquisa de Engenharia



COPPETEC
FUNDAÇÃO



Ministério dos
Transportes