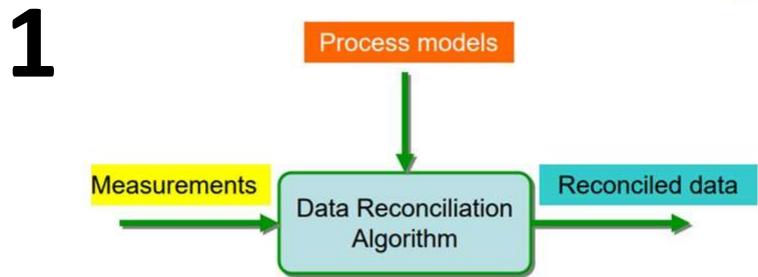
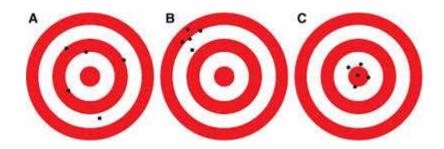
Reconciliação de dados

Arthur de Miranda Neto Danilo Alves de Lima



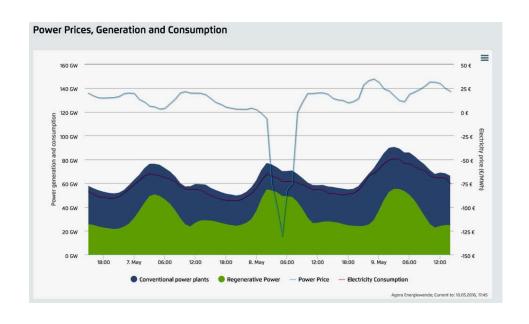


O processamento de dados (medidos), inevitavelmente, contém informações imprecisas, visto que estas medições são obtidas por instrumentos imperfeitos.



O processamento de dados (medidos), inevitavelmente, contem informações imprecisas, visto que estas medições são obtidas por instrumentos imperfeitos.

Além disso, a transmissão do sinal, flutuação da energia, instalações inadequadas dos instrumentos e falta de calibração são outras fontes de erros de medição.

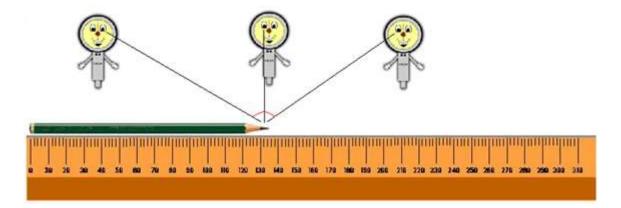




O processamento de dados (medidos), inevitavelmente, contem informações imprecisas, visto que estas medições são obtidas por instrumentos imperfeitos.

Além disso, a transmissão do sinal, flutuação da energia, instalações inadequadas dos instrumentos e falta de calibração, são outras fontes de erros de medição.

Supõe-se que qualquer observação é composta de um valor verdadeiro mais algum valor de erro.



O processamento de dados (medidos), inevitavelmente, contem informações imprecisas, visto que estas medições são obtidas por instrumentos imperfeitos.

Além disso, a transmissão do sinal, flutuação da energia, instalações inadequadas dos instrumentos e falta de calibração, são outras fontes de erros de medição.

Supõe-se que qualquer observação é composta de um valor verdadeiro mais algum valor de erro. Isto indica que uma medição pode ser modelada como:

$$y = x + e$$

onde y é o valor observado na medição bruta, x é o verdadeiro valor da variável de processo, e e é o erro de medição.

O termo de erro na equação, e, pode ser dividido em dois subcomponentes, erro aleatório e erro bruto:

$$y = x + e$$

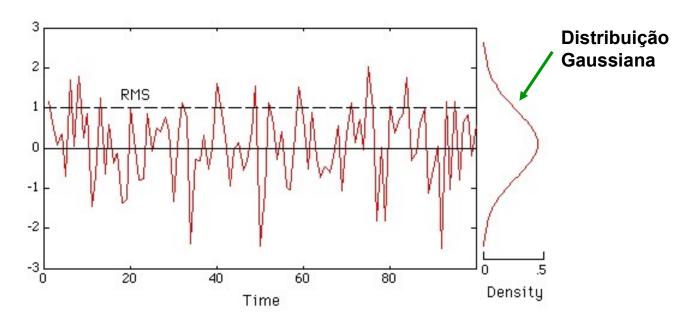
onde **y** é o valor observado na medição bruta, **x** é o verdadeiro valor da variável de processo, e **e** é o erro de medição.

Dois componentes

- **Erro aleatório**, ε
- **■** Erro bruto, e_s

$$y = x + e_s + \varepsilon$$

O erro aleatório é causado por um ou mais fatores, que afetam aleatoriamente a medição de uma variável, seguindo uma distribuição Gaussiana.



Erros típicos de medição com ruído

O ruído Gaussiano é normalmente distribuído com média zero e variância conhecida.

O ruído Gaussiano é normalmente distribuído com média zero e variância conhecida. A função de densidade de probabilidade de uma medição com ruído Gaussiano é descrita pela fórmula:

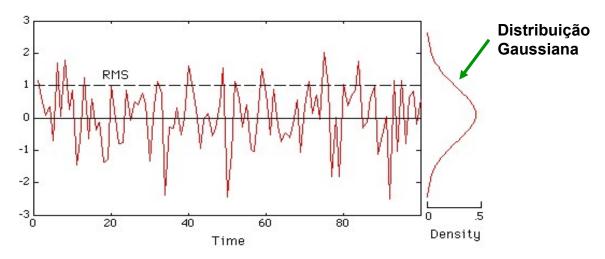
$$P(y) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(y-\mu)^2}{2\sigma^2}\right)$$

onde μ é o valor médio das medições, e σ é o desvio padrão.

O ruído Gaussiano é normalmente distribuído com média zero e variância conhecida. A função de densidade de probabilidade de uma medição com ruído Gaussiano é descrita pela fórmula:

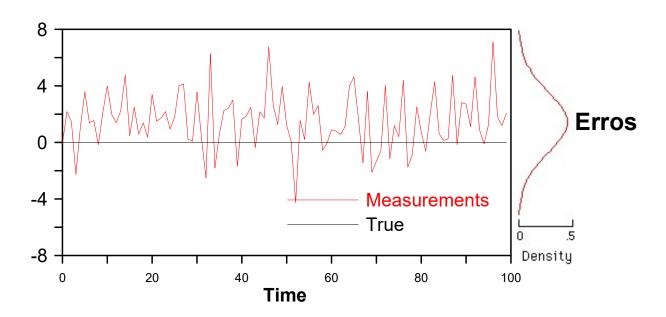
$$P(y) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(y-\mu)^2}{2\sigma^2}\right)$$

onde μ é o valor médio das medições, e σ é o desvio padrão.



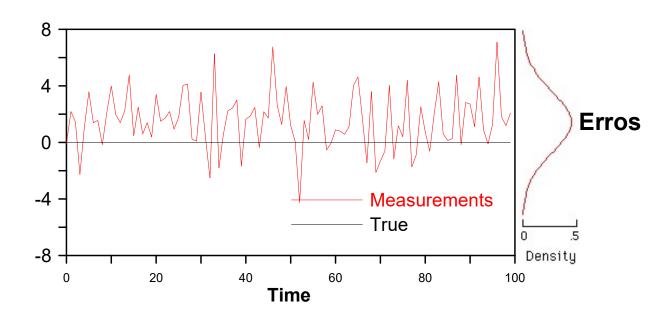
Uma propriedade importante do erro aleatório é que ele acrescenta variabilidade para os dados, mas não afeta o desempenho médio do grupo.

Visto os erros aleatórios, os erros grosseiros podem ser causados por:



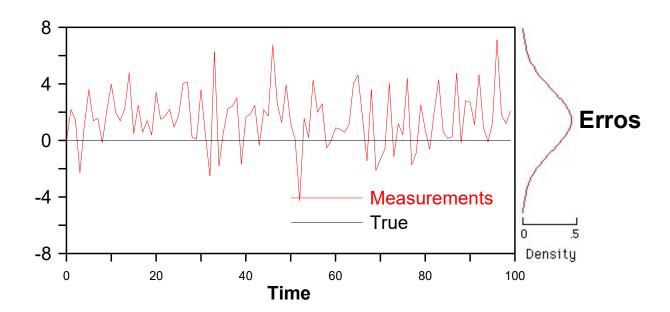
Erros grosseiros podem ser causados por:

- Erro sistemático do instrumento (bias), sendo maior ou menor que o valor real da variável de processo, provavelmente por causa de calibração incorreta de instrumentos.



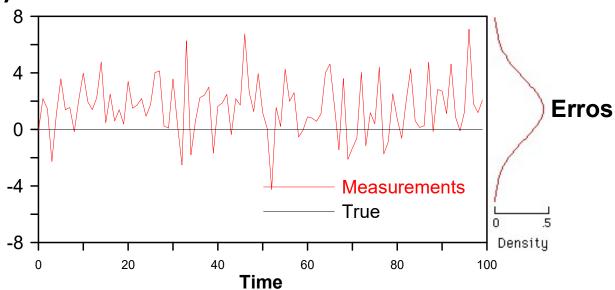
Erros grosseiros podem ser causados por:

- Erro sistemático do instrumento (bias), sendo maior ou menor que o valor real da variável de processo, provavelmente por causa de calibração incorreta de instrumentos.
- Falha do dispositivo de medição.

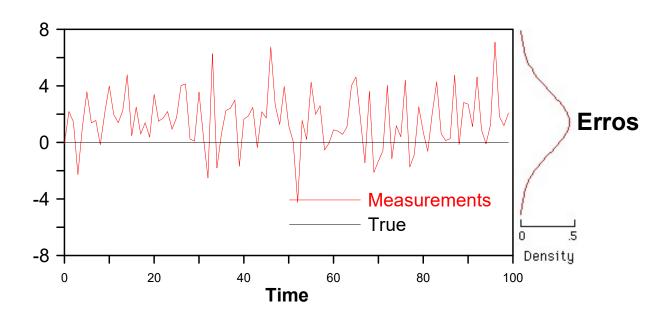


Erros grosseiros podem ser causados por:

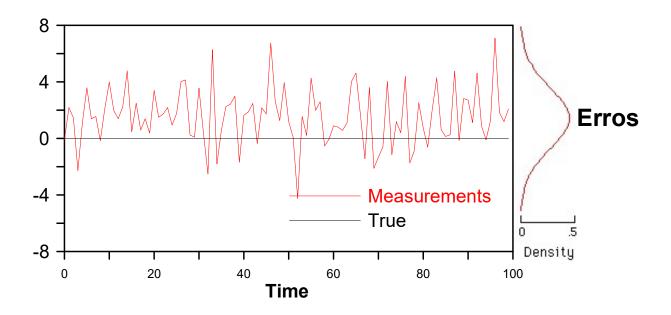
- Erro sistemático do instrumento (bias), sendo maior ou menor que o valor real da variável de processo, provavelmente por causa de calibração incorreta de instrumentos.
- Falha do dispositivo de medição.
- Eventos não aleatórios que afetam o processo (vazamento por exemplo).



Ao contrário dos erros aleatórios, erros grosseiros tendem a ser consistentemente positivos ou negativos.

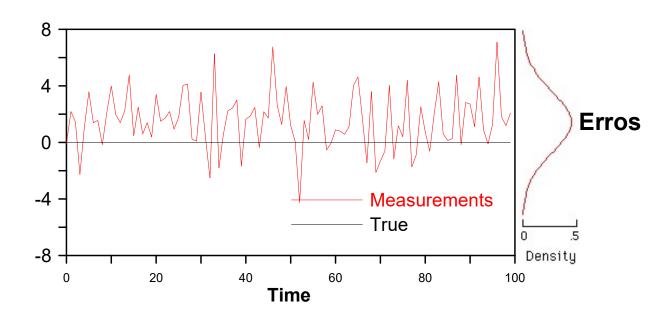


Ao contrário dos erros aleatórios, erros grosseiros tendem a ser consistentemente positivos ou negativos. Devido a isso, algumas vezes é considerado como um bias (viés) na medição.



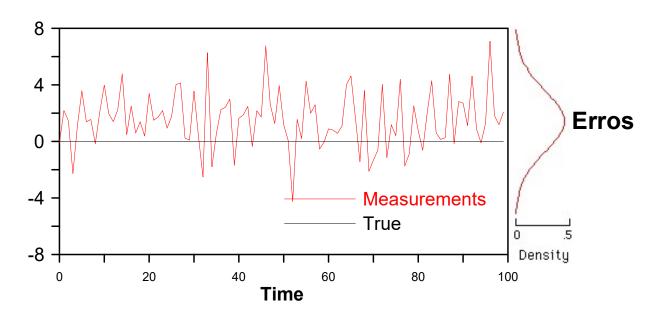
Ao contrário dos erros aleatórios, erros grosseiros tendem a ser consistentemente positivos ou negativos. Devido a isso, algumas vezes é considerado como um bias (viés) na medição.

Geralmente, medições com erros grosseiros levam a informações severamente incorretas sobre o processo, muito mais do que aqueles com erros aleatórios.

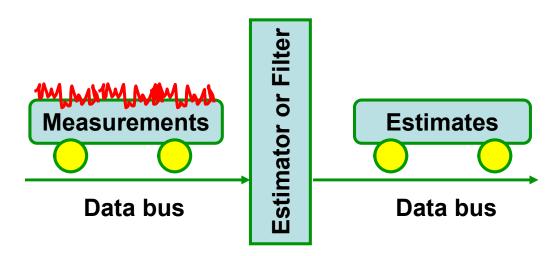


Ao contrário dos erros aleatórios, erros grosseiros tendem a ser consistentemente positivos ou negativos. Devido a isso, algumas vezes é considerado como um bias (viés) na medição.

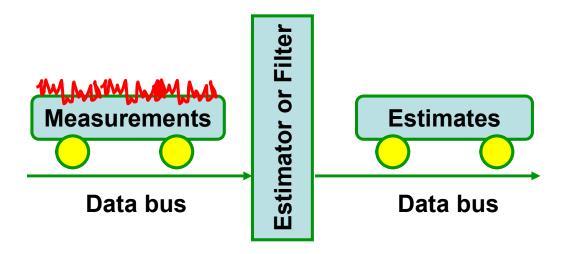
Geralmente, medições com erros grosseiros levam a informações severamente incorretas sobre o processo, muito mais do que aqueles com erros aleatórios. A detecção de erros grosseiros é um aspecto importante na validação dos dados do processo.



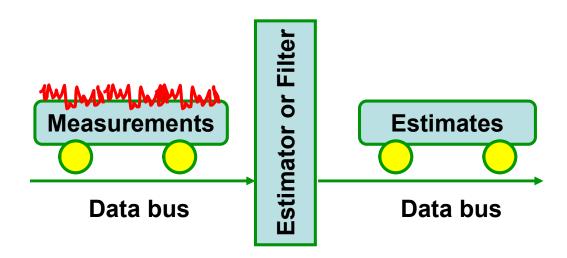
Erros em dados medidos podem levar a uma deterioração significativa na operação da planta.



Erros em dados medidos podem levar a uma deterioração significativa na operação da planta. Pequenos erros aleatórios e grosseiros deterioram o desempenho de sistemas de controle, enquanto que erros grosseiros maiores podem anular a otimização de processos.



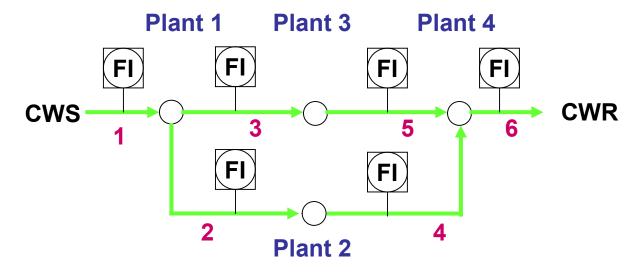
Erros em dados medidos podem levar a uma deterioração significativa na operação da planta. Pequenos erros aleatórios e grosseiros deterioram o desempenho de sistemas de controle, enquanto que erros grosseiros maiores podem anular a otimização de processos. É importante estimar as verdadeiras condições dos estados de processos com as informações fornecidas pelas medições brutas, a fim de obter um ótimo monitoramento de processo, controle e otimização.



A estimativa de um estado de processo envolve o processamento dos dados brutos e sua transformação em informações confiáveis.

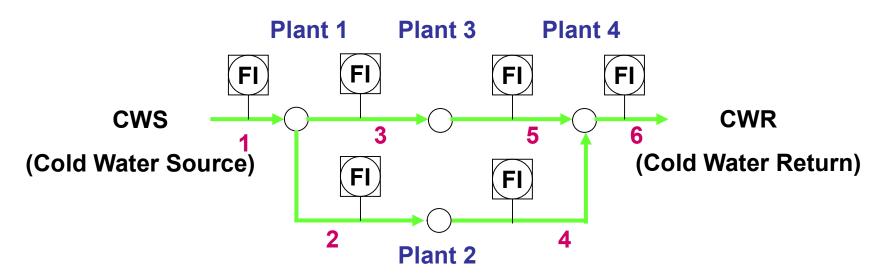
A estimativa de um estado de processo envolve o processamento dos dados brutos e sua transformação em informações confiáveis.

Por exemplo:



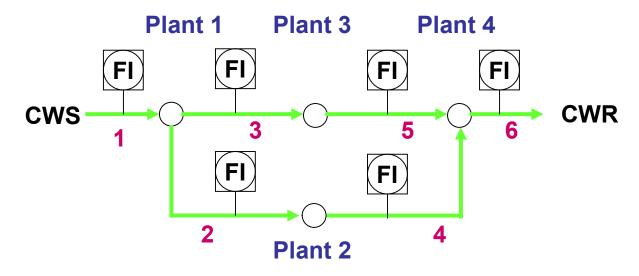
rede de circulação da água de arrefecimento

- A estação da água de arrefecimento fornece água para quatro plantas.



rede de circulação da água de arrefecimento

- A estação da água de arrefecimento fornece água para quatro plantas.
- Todas as taxas de fluxo de água de circulação são medidas nesta rede.



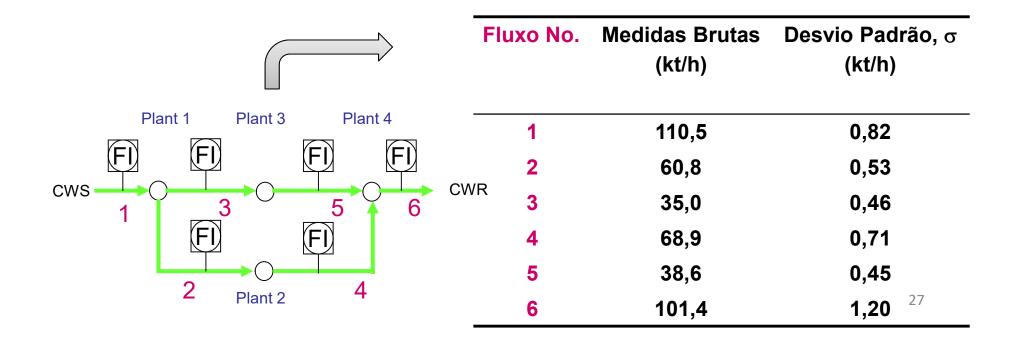
rede de circulação da água de arrefecimento

- A estação da água de arrefecimento fornece água para quatro plantas.
- Todas as taxas de fluxo de água de circulação são medidas nesta rede.

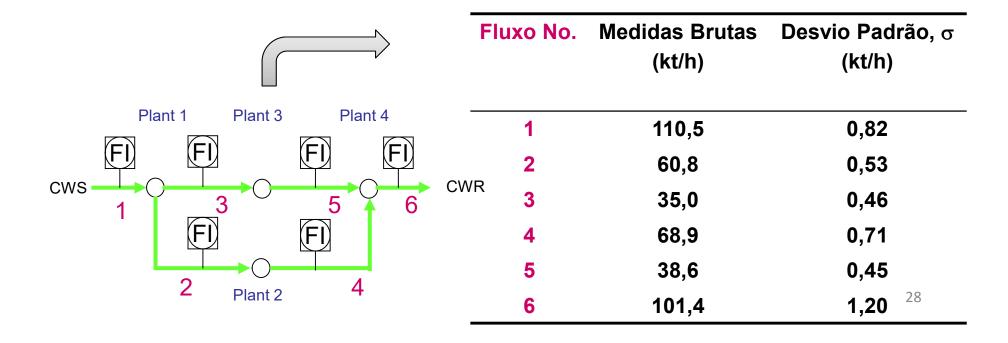
- No estado estacionário, as medições brutas e os seus desvios padrão

estão listadas na tabela:	Fluxo No.	Medidas Brutas (kt/h)———	Desvio Padrão, σ (kt/h)
	1	110,5	0,82
	2	60,8	0,53
	3	35,0	0,46
	4	68,9	0,71
Plant 1 Plant 3 Plant 4	5	38,6	0,45
	6	101,4	1,20
cws 1 3 5 6 FI Plant 2	CWR	toneladas de água	

Por exemplo



Por exemplo, a medição do fluxo 1, entrando na Planta 1, é 110,5 kt/h.



Por exemplo, a medição do fluxo 1, entrando na Planta 1, é 110,5 kt/h.

No entanto, a soma dos fluxos, medidos para os fluxos de 2 e 3 que saem da Planta 1, \acute{e} de 60,8 + 35,0 = 95,8 kt/h.

	Fluxo No.	Medidas Brutas (kt/h)	Desvio Padrão, σ (kt/h)
Plant 1 Plant 3 Plant 4 F) F) F)	1	110,5	0,82
	2	60,8	0,53
cws 5 6 cw	/R 3	35,0	0,46
F) F)	4	68,9	0,71
2 Plant 2 4	5	38,6	0,45
Plant 2 4	6	101,4	1,20 ²⁹

Por exemplo, a medição do fluxo 1, entrando na Planta 1, é 110,5 kt/h.

No entanto, a soma dos fluxos, medidos para os fluxos de 2 e 3 que saem da Planta 1, é de 60,8 + 35,0 = 95,8 kt/h.

Agora a questão é, quantas toneladas de água de resfriamento que cada planta usa? Para Planta 1: 110,5 kt/h ou 95,8 kt/h?

	Fluxo No.	Medidas Brutas (kt/h)	Desvio Padrão, σ (kt/h)
Plant 1 Plant 3 Plant 4 F) F) F)	1	110,5	0,82
	2	60,8	0,53
cws 5 6 cw	'R 3	35,0	0,46
· FI	4	68,9	0,71
	5	38,6	0,45
2 Plant 2 4	6	101,4	1,20 30

Por exemplo, a medição do fluxo 1, entrando na Planta 1, é 110,5 kt/h.

No entanto, a soma dos fluxos, medidos para os fluxos de 2 e 3 que saem da Planta 1, é de 60.8 + 35.0 = 95.8 kt/h.

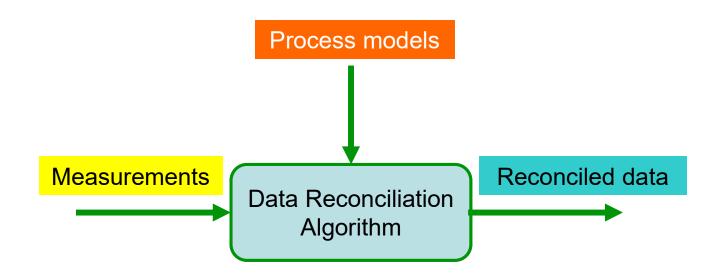
Agora a questão é, quantas toneladas de água de resfriamento que cada planta usa? Para Planta 1: é 110,5 kt/h ou 95,8 kt/h?

A estimativa dos verdadeiros valores para os fluxos desta rede pode ser resolvida com a Reconciliação de Dados.

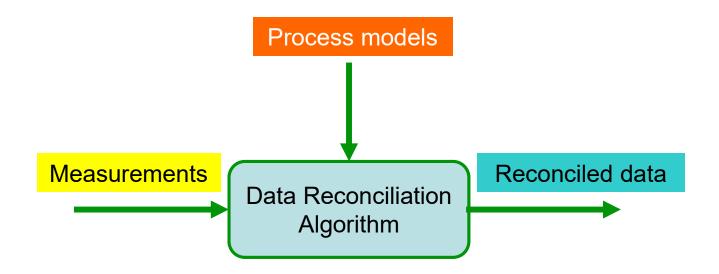
	Fluxo No.	Medidas Brutas (kt/h)	Desvio Padrão, σ (kt/h)
Plant 1 Plant 3 Plant 4 F) F) F)	1	110,5	0,82
	2	60,8	0,53
cws 5 6 cw	'R 3	35,0	0,46
FI FI	4	68,9	0,71
2 Plant 2 4	5	38,6	0,45
Plant 2 4	6	101,4	1,20 31

Reconciliação de dados é a estimativa de variáveis de processo com base em informações contidas nas medidas e nos modelos de processos.

Reconciliação de dados é a estimativa de variáveis de processo com base em informações contidas nas medidas e nos modelos de processos. Os modelos de processos utilizados na reconciliação de dados geralmente são equações de conservação de massa e energia.



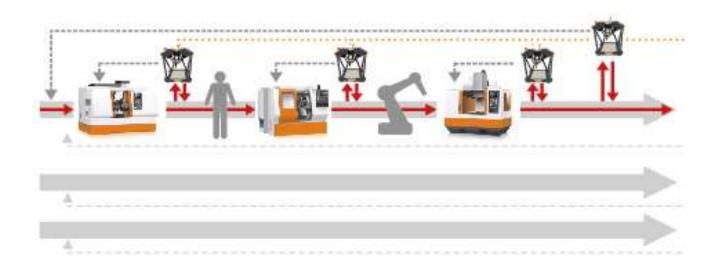
Reconciliação de dados é a estimativa de variáveis de processo com base em informações contidas nas medidas e nos modelos de processos. Os modelos de processos utilizados na reconciliação de dados geralmente são equações de conservação de massa e energia.



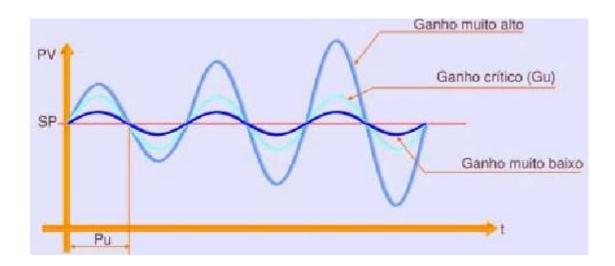
Esta técnica permite o ajustamento das medidas de modo que as medições corrigidas sejam consistentes com os balanços correspondentes.

A informação, <u>a partir dos dados reconciliados</u>, pode ser utilizada por uma empresa para diferentes fins, tais como:

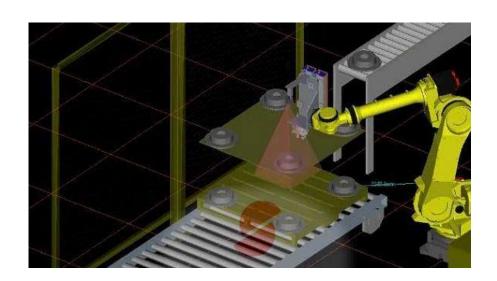
A informação, <u>a partir dos dados reconciliados</u>, pode ser utilizada por uma empresa para diferentes fins, tais como: Monitoramento;



A informação, <u>a partir dos dados reconciliados</u>, pode ser utilizada por uma empresa para diferentes fins, tais como: Monitoramento; Otimização;



A informação, <u>a partir dos dados reconciliados</u>, pode ser utilizada por uma empresa para diferentes fins, tais como: Monitoramento; Otimização; Simulação;



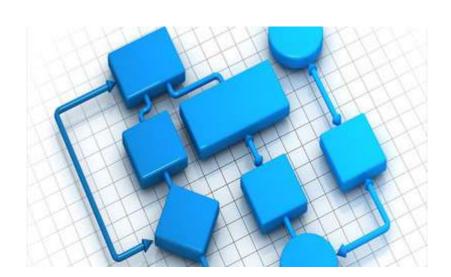
A informação, <u>a partir dos dados reconciliados</u>, pode ser utilizada por uma empresa para diferentes fins, tais como: Monitoramento; Otimização; Simulação; Manutenção de instrumentos;



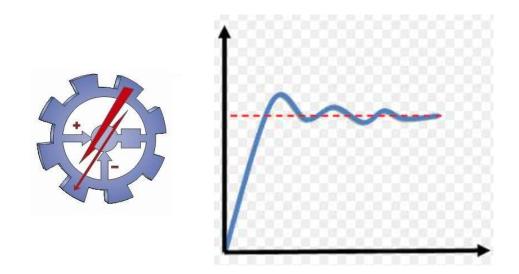
A informação, <u>a partir dos dados reconciliados</u>, pode ser utilizada por uma empresa para diferentes fins, tais como: Monitoramento; Otimização; Simulação; Manutenção de instrumentos; Gestão;



A informação, <u>a partir dos dados reconciliados</u>, pode ser utilizada por uma empresa para diferentes fins, tais como: Monitoramento; Otimização; Simulação; Manutenção de instrumentos; Gestão; Modelagem;



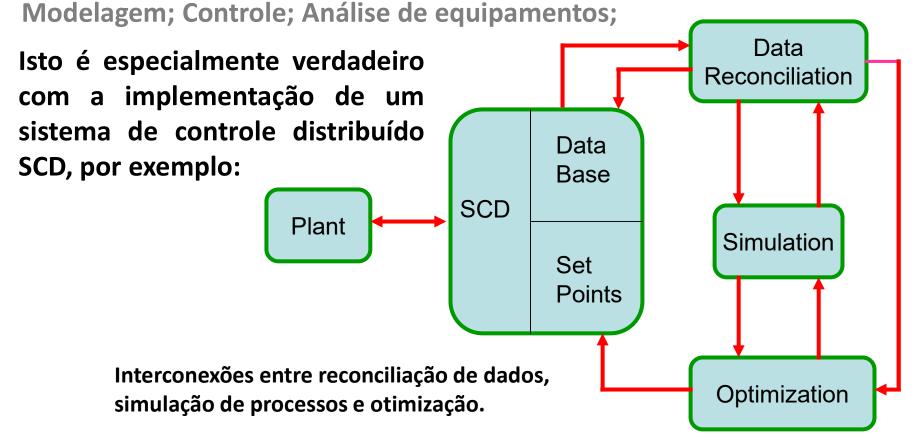
A informação, a partir dos dados reconciliados, pode ser utilizada por uma empresa para diferentes fins, tais como: Monitoramento; Otimização; Simulação; Manutenção de instrumentos; Gestão; Modelagem; Controle;



A informação, a partir dos dados reconciliados, pode ser utilizada por uma empresa para diferentes fins, tais como: Monitoramento; Otimização; Simulação; Manutenção de instrumentos; Gestão; Modelagem; Controle; Análise de equipamentos;



A informação, a partir dos dados reconciliados, pode ser utilizada por uma empresa para diferentes fins, tais como: Monitoramento; Otimização; Simulação; Manutenção de instrumentos; Gestão;



O interesse em aplicar técnicas de RD começou em 1980, quando a gestão da fábrica percebeu os benefícios de ter acesso a estimativas mais confiáveis de dados do processo.

O interesse em aplicar técnicas de RD começou em 1980, quando a gestão da fábrica percebeu os benefícios de ter acesso a estimativas mais confiáveis de dados do processo.

O interesse em aplicar técnicas de RD começou em 1980, quando a gestão da fábrica percebeu os benefícios de ter acesso a estimativas mais confiáveis de dados do processo.

Hoje em dia, as técnicas de reconciliação de dados têm sido amplamente aplicadas a várias indústrias de processamento, tais como:

- Refinaria



O interesse em aplicar técnicas de RD começou em 1980, quando a gestão da fábrica percebeu os benefícios de ter acesso a estimativas mais confiáveis de dados do processo.

- Refinaria
- Metal/Mineral



O interesse em aplicar técnicas de RD começou em 1980, quando a gestão da fábrica percebeu os benefícios de ter acesso a estimativas mais confiáveis de dados do processo.

- Refinaria
- Metal/Mineral
- Celulose/Papel



O interesse em aplicar técnicas de RD começou em 1980, quando a gestão da fábrica percebeu os benefícios de ter acesso a estimativas mais confiáveis de dados do processo.

- Refinaria
- Metal/Mineral
- Celulose/Papel
- Petroquímico



O interesse em aplicar técnicas de RD começou em 1980, quando a gestão da fábrica percebeu os benefícios de ter acesso a estimativas mais confiáveis de dados do processo.

- Refinaria
- Metal/Mineral
- Celulose/Papel
- Petroquímico
- Química



O interesse em aplicar técnicas de RD começou em 1980, quando a gestão da fábrica percebeu os benefícios de ter acesso a estimativas mais confiáveis de dados do processo.

Hoje em dia, as técnicas de reconciliação de dados têm sido amplamente aplicadas a várias indústrias de processamento, tais como:



- Metal/Mineral
- Celulose/Papel
- Petroquímico
- Química



Softwares especializados na reconciliação de dados estão disponíveis. Uma versão demo de um software comercial pode ser encontrada em:

https://conciliac.com/portfolio/conciliac-recon-software-en/

Em geral, as estimativas ótimas para variáveis do processo por RD são soluções para mínimos quadrados restritos ou função-objetivo de máxima probabilidade, onde os erros de medição são minimizados com as restrições do modelo de processo.

Assumindo medidas normalmente distribuídas, uma função-objetivo de mínimos quadrados é convencionalmente formulada para o problema de reconciliação de dados.

Assumindo medidas normalmente distribuídas, uma função-objetivo de mínimos quadrados é convencionalmente formulada para o problema de reconciliação de dados. No processo de estado estacionário, os dados reconciliados são obtidos por:

Minimizando: $J(\hat{\mathbf{y}}, \hat{\mathbf{z}}) = (\mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}})^{\mathsf{T}} \mathbf{V}^{\mathsf{-1}} (\mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}})$

Onde:

Assumindo medidas normalmente distribuídas, uma função-objetivo de mínimos quadrados é convencionalmente formulada para o problema de reconciliação de dados. No processo de estado estacionário, os dados reconciliados são obtidos por:

$$J(\hat{\mathbf{y}},\hat{\mathbf{z}}) = (\mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}})^{\mathsf{T}} \mathbf{V}^{\mathsf{-1}} (\mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}})$$

Onde:

y é um vetor Mx1 de medições brutas para M variáveis do processo

Assumindo medidas normalmente distribuídas, uma função-objetivo de mínimos quadrados é convencionalmente formulada para o problema de reconciliação de dados. No processo de estado estacionário, os dados reconciliados são obtidos por:

$$J(\hat{\mathbf{y}}, \hat{\mathbf{z}}) = (\mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}})^{\mathsf{T}} \mathbf{V}^{\mathsf{-1}} (\mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}})$$

Onde:

y é um vetor Mx1 de medições brutas para M variáveis do processo,

Ŷ é um vetor Mx1 das estimativas (valores reconciliados) para as M variáveis do processo,

Assumindo medidas normalmente distribuídas, uma função-objetivo de mínimos quadrados é convencionalmente formulada para o problema de reconciliação de dados. No processo de estado estacionário, os dados reconciliados são obtidos por:

$$J(\hat{\mathbf{y}}, \hat{\mathbf{z}}) = (\mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}})^{\mathsf{T}} \mathbf{V}^{\mathsf{-1}} (\mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}})$$

Onde:

y é um vetor Mx1 de medições brutas para M variáveis do processo, \hat{y} é um vetor Mx1 das estimativas (valores reconciliados) para as M variáveis do processo,

Ž é um vetor Nx1 das estimativas para as variáveis não-mensuradas do processo, z,

Assumindo medidas normalmente distribuídas, uma função-objetivo de mínimos quadrados é convencionalmente formulada para o problema de reconciliação de dados. No processo de estado estacionário, os dados reconciliados são obtidos por:

$$J(\hat{\mathbf{y}},\hat{\mathbf{z}}) = (\mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}})^{\mathsf{T}} \mathbf{V}^{\mathsf{-1}} (\mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}})$$

Onde:

y é um vetor Mx1 de medições brutas para M variáveis do processo,

Ŷ é um vetor Mx1 das estimativas (valores reconciliados) para as M variáveis do processo,

2 é um vetor Nx1 das estimativas para as variáveis não-mensuradas do processo, z,

V é uma matriz MxM de covariância das medições,

Em Estatística e em Teoria das probabilidades, matriz de covariância é uma matriz simétrica, que sumariza a covariância entre N variáveis.

Assumindo medidas normalmente distribuídas, uma função-objetivo de mínimos quadrados é convencionalmente formulada para o problema de reconciliação de dados. No processo de estado estacionário, os dados reconciliados são obtidos por:

Sujeito à:
$$\mathbf{f}(\hat{\mathbf{y}},\hat{\mathbf{z}}) = \mathbf{0}$$

$$J(\hat{\mathbf{y}},\hat{\mathbf{z}}) = (\mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}})^{\mathsf{T}} \mathbf{V}^{\mathsf{-1}} (\mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}}) \qquad \qquad \mathbf{g}(\hat{\mathbf{y}},\hat{\mathbf{z}}) \geq \mathbf{0}$$

Onde:

y é um vetor Mx1 de medições brutas para M variáveis do processo,

 $\hat{\mathbf{y}}$ é um vetor Mx1 das estimativas (valores reconciliados) para as M variáveis do processo,

2 é um vetor Nx1 das estimativas para as variáveis não-mensuradas do processo, z,

V é uma matriz MxM de covariância das medições,

f é um vector Cx1 descrevendo a forma funcional do modelo de restrições de igualdade,

Assumindo medidas normalmente distribuídas, uma função-objetivo de mínimos quadrados é convencionalmente formulada para o problema de reconciliação de dados. No processo de estado estacionário, os dados reconciliados são obtidos por:

Sujeito à:
$$f(\hat{y},\hat{z}) = 0$$

$$J(\hat{y},\hat{z}) = (y - \hat{y})^{T} V^{-1}(y - \hat{y})$$

$$g(\hat{y},\hat{z}) \ge 0$$

Onde:

y é um vetor Mx1 de medições brutas para M variáveis do processo,

 $\hat{\mathbf{y}}$ é um vetor Mx1 das estimativas (valores reconciliados) para as M variáveis do processo,

2 é um vetor Nx1 das estimativas para as variáveis não-mensuradas do processo, z,

V é uma matriz MxM de covariância das medições,

f é um vector Cx1 descrevendo a forma funcional do modelo de restrições de igualdade,

g é um vector Dx1 descrevendo a forma funcional do modelo de restrições de desigualdade que incluem os limites superiores e inferiores simples.

Os modelos utilizados na RD representam as variáveis das relações do sistema físico do processo.

Os modelos utilizados na RD representam as variáveis das relações do sistema físico do processo. Os dados reconciliados levam informação de ambas as medidas e modelos.

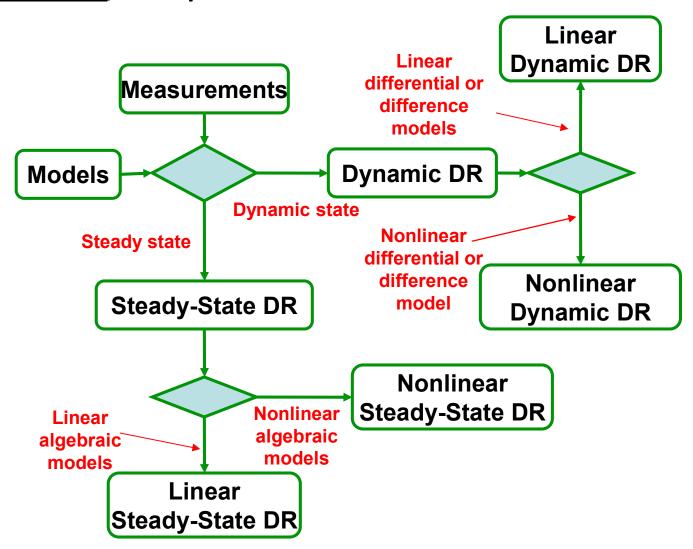
Os modelos utilizados na RD representam as variáveis das relações do sistema físico do processo. Os dados reconciliados levam informação de ambas as medidas e modelos. Ao conciliar medidas de estado estacionário, as restrições do modelo são equações algébricas.

Os modelos utilizados na RD representam as variáveis das relações do sistema físico do processo. Os dados reconciliados levam informação de ambas as medidas e modelos. Ao conciliar medidas de estado estacionário, as restrições do modelo são equações algébricas. Por outro lado, quando se trata de processos dinâmicos, equações diferenciais tem que ser utilizadas.

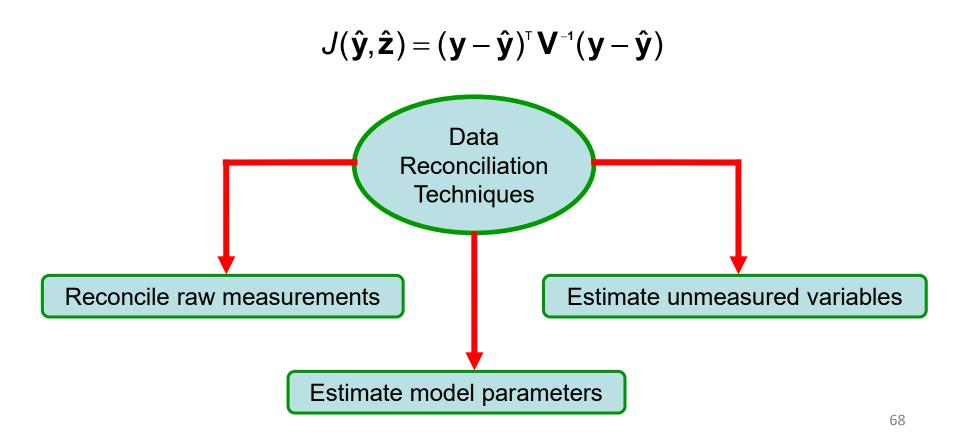
Os modelos utilizados na RD representam as variáveis das relações do sistema físico do processo. Os dados reconciliados levam informação de ambas as medidas e modelos. Ao conciliar medidas de estado estacionário, as restrições do modelo são equações algébricas. Por outro lado, quando se trata de processos dinâmicos, equações diferenciais tem que ser utilizadas.

Com base no tipo de restrições do modelo, o problema de reconciliação de dados pode ser dividido em vários subproblemas.

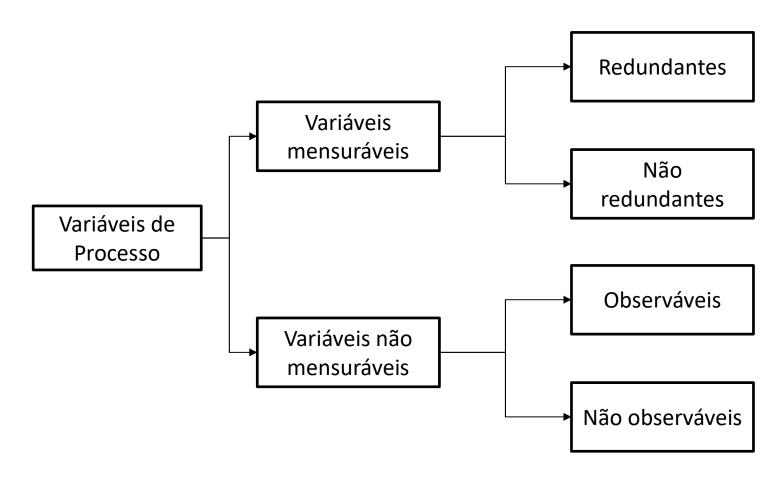
..., o problema de reconciliação de dados pode ser dividido em vários subproblemas, exemplo:



O algoritmo de RD formulado na equação abaixo indica que as técnicas de reconciliação de dados, <u>não somente reconciliam as medições</u> <u>brutas</u>, mas também estimam variáveis não mensuradas do processo ou parâmetros do modelo, desde que elas sejam observáveis.

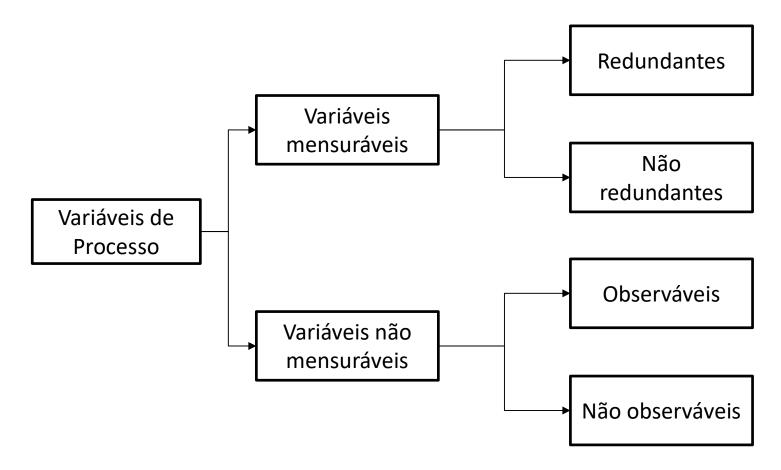


Nos modelos de Reconciliação de Dados é necessário classificar todas as variáveis envolvidas:



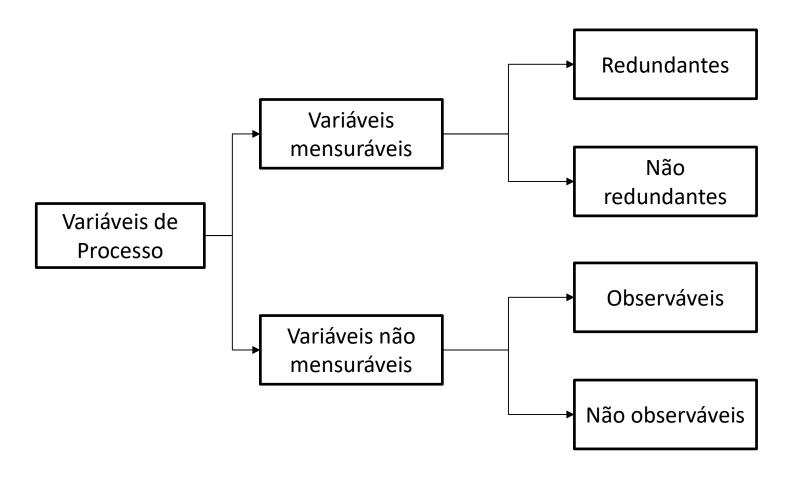
<u>Também é importante esclarecer alguns conceitos</u> em técnicas de RD:

Variáveis Mensuradas são classificadas como redundantes e não redundantes, enquanto que as Variáveis Não-Mensuradas são classificadas como Observáveis e Não-observáveis.

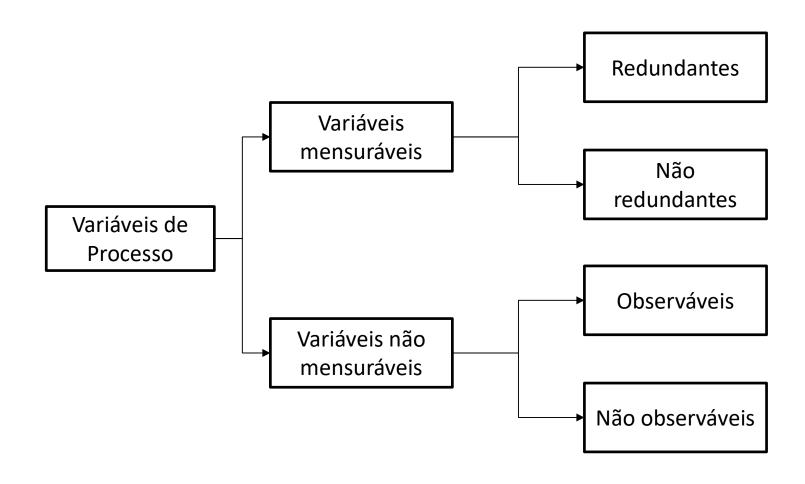


70

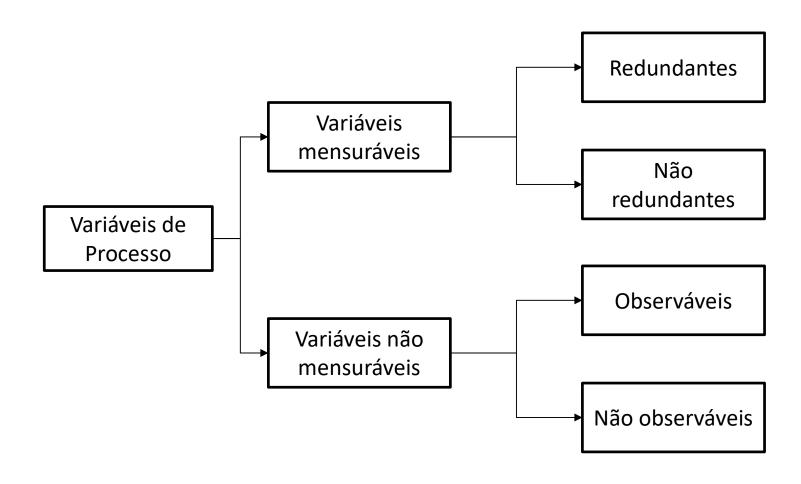
Uma <u>variável redundante</u> é uma variável mensurada que pode ser estimada por outras variáveis mensuradas por meio de modelos de processo.



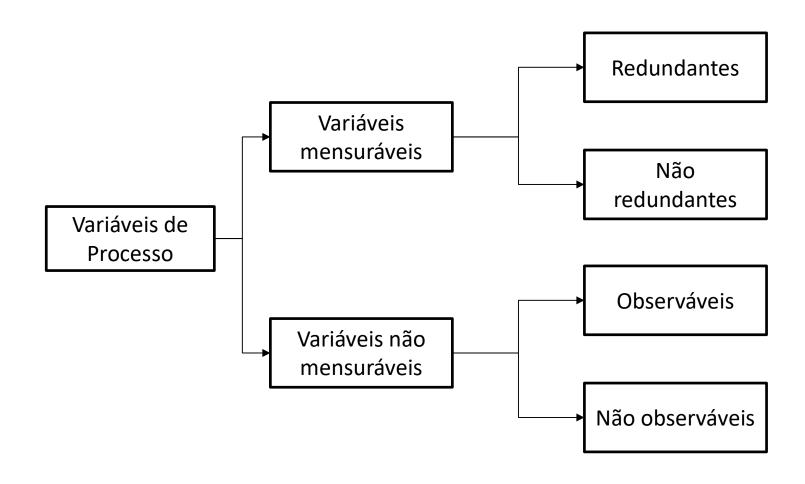
Uma <u>variável não redundante</u> é uma variável mensurada que não pode ser estimada por meios distintos a sua própria medida.



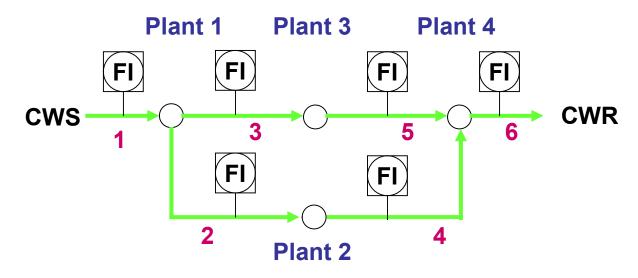
Uma <u>variável observável</u> é uma variável não mensurável que pode ser estimada a partir de variáveis mensuradas por meio de modelos físicos.



Uma <u>variável não observável</u> é uma variável em que não existe informação disponível.



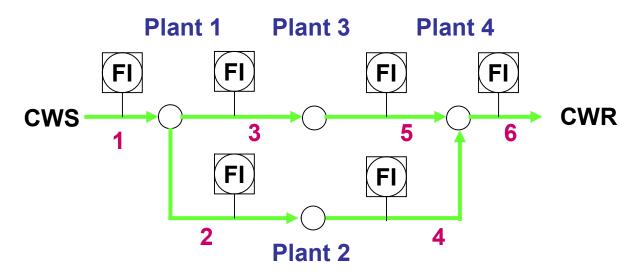
Para demonstrar esses conceitos, tomamos a rede de circulação da água de arrefecimento como exemplo:



rede de circulação da água de arrefecimento

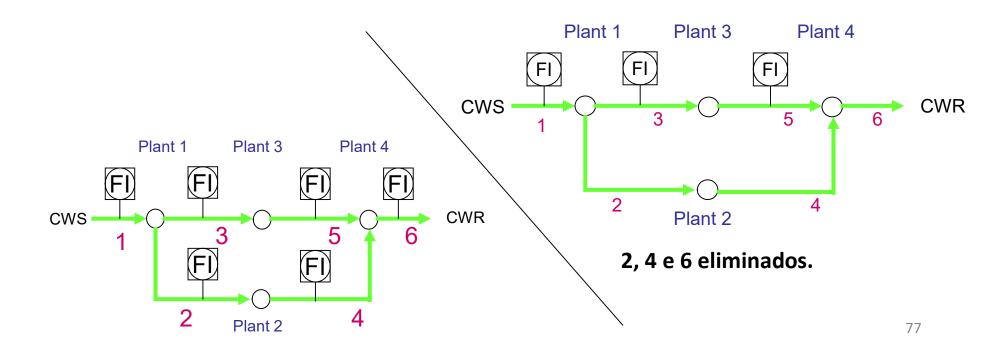
Para demonstrar esses conceitos, tomamos a rede de circulação da água de arrefecimento como exemplo:

Na figura, todos os seis fluxos são mensurados, e qualquer um deles pode ser estimado por balanços de massa utilizando outros fluxos, de modo que todas as variáveis são redundantes.



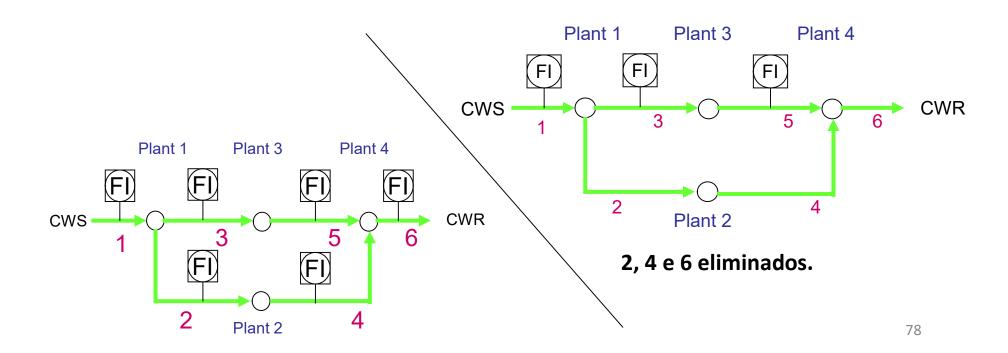
rede de circulação da água de arrefecimento

No entanto, se as medições de fluxo 2, 4 e 6 forem eliminadas, como apresentado na nova figura à direita,



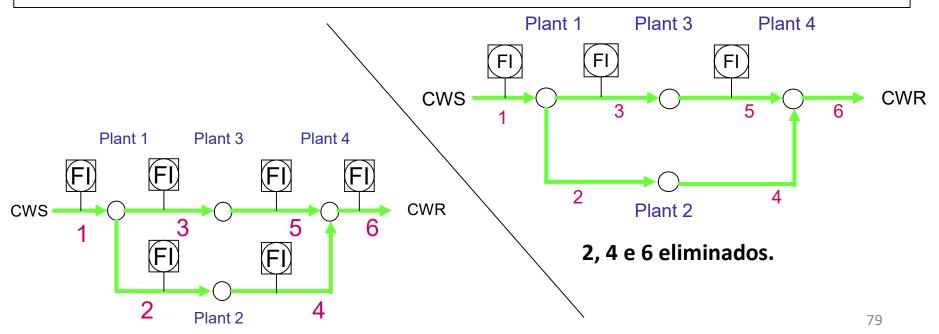
No entanto, se as medições de fluxo 2, 4 e 6 forem eliminadas, como apresentado na nova figura à direita, o fluxo 1 torna-se uma <u>variável</u> não redundante mensurável,

Uma <u>variável não redundante</u> é uma variável mensurada que não pode ser estimada por meios distintos a sua própria medida.



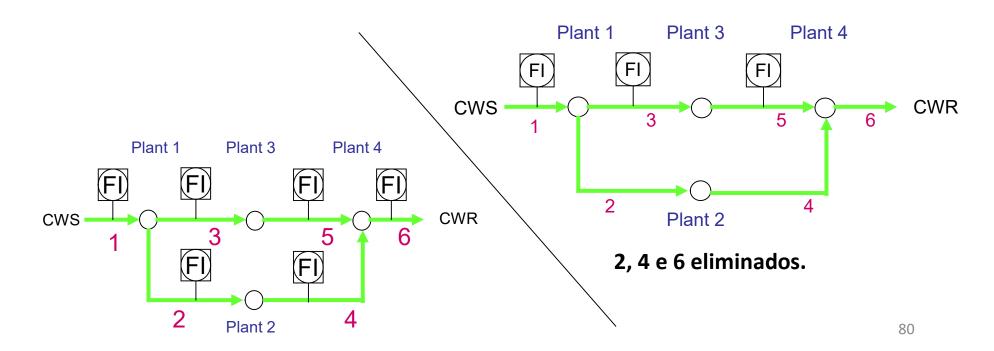
No entanto, se as medições de fluxo 2, 4 e 6 forem eliminadas, como apresentado na nova figura à direita, o fluxo 1 torna-se uma variável não redundante mensurável, mas as medições dos fluxos de 3 e 5 são redundantes.

Uma <u>variável redundante</u> é uma variável mensurada que pode ser estimada por outras variáveis mensuradas por meio de modelos de processo.



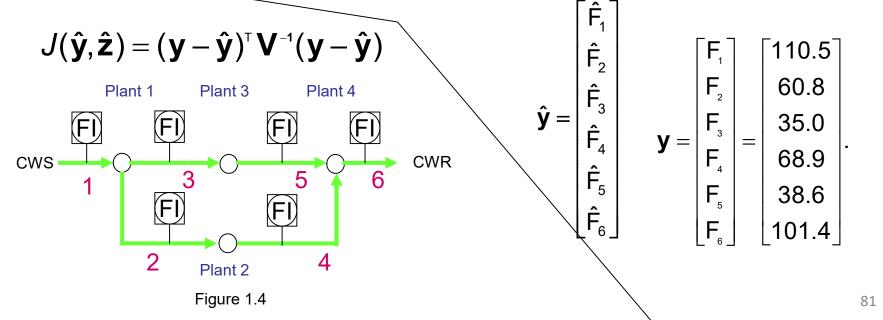
... mas as medições dos fluxos de 3 e 5 são redundantes. Os fluxos não mensurados 2, 4, e 6, neste caso, são observáveis, pois os seus valores podem ser estimados por balanços de massa em torno das plantas, utilizando os fluxos mensurados.

Uma <u>variável observável</u> é uma variável não mensurável que pode ser estimada a partir de variáveis mensuradas por meio de modelos físicos.



Reconciliação de Dados (RD) ... continuação ...

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & -1 & -1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & -1 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{V} = \begin{bmatrix} 0.6724 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.2809 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.2116 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.5041 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.2025 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1.44 \end{bmatrix}.$$



Referências

Romagnoli, J.A. and Sanchez, M.C. (2000). "Data Processing and Reconciliation for Chemical Process Operations". Academic Press, San Diego.

Narasimhan, S. and Jordache, C. (2000). "Data Reconciliation & Gross Error Detection, An Intelligent Use of Process Data". Gulf Publishing, Houston, Texas.

