

IDENTIFICAÇÃO DE OPORTUNIDADES PARA MELHORIA OPERACIONAL EM PROCESSOS MÍNERO-METALÚRGICOS COM UMA ABORDAGEM QUICK-WINS¹

Georgia Lacorte Alves Pessali²

Luciana Bolan Frigo³

Daniel Henrique Cordeiro Silva⁴

Frederico Marques Rodrigues⁵

Felipe Rezende de Carvalho⁵

Resumo

O objetivo deste artigo é de apresentar como uma abordagem para análise de dados de processo e diagnóstico pode ser aplicada na indústria, reduzindo significativamente o tempo para a identificação de oportunidades que gerem retorno expressivo no curto prazo. O desempenho de uma operação produtiva é comprometido pela combinação de vários fatores, o que torna muito difícil a escolha do fator-chave a ser otimizado em detrimento dos demais. A metodologia apresentada neste trabalho auxilia na determinação de quais variáveis são as mais impactantes para a eficiência operacional do processo, na busca do equilíbrio entre produtividade e utilização eficiente dos ativos. Ganhos obtidos em projetos que utilizam esta metodologia são mostrados nas seções de resultados e de discussões. Além disso, é possível associar diretamente os resultados obtidos aos direcionadores de negócio, ressaltando a importância deste tipo de análise.

Palavras-chave: Otimização de processos; Controle estatístico de processo; Malhas de controle; *Quick-Wins*.

IDENTIFICATION OF OPERATIONAL IMPROVEMENT OPPORTUNITIES IN METALS & MINING PROCESSES WITH A QUICK-WIN APPROACH

Abstract

This paper aims to present how a process data analysis and diagnosis approach can be applied in industries, by reducing significantly the time to identify opportunities that generate expressive return on investment in short term. The operation unit performance is compromised by the association of several factors, turning it very difficult the choice of which key-factor must be optimized in detriment of the others. The methodology presented in this paper aids in determining which variables are the most impacting on the process operational efficiency in order to achieve a balance between throughput and efficient asset usage. The gains obtained in projects which this diagnostic methodology has already been applied to are demonstrated in the Results and Discussions sections of this paper. Furthermore, it is possible to associate the results directly to the business drivers, by standing out the impressiveness of this kind of analysis.

Key words: Process optimization; Statistical process control; Control loops; Quick-Wins.

¹ Contribuição técnica ao 13º Seminário de Automação de Processos, 7 a 9 de outubro de 2009, São Paulo, SP.

² Engenheira de Controle e Automação – Grupo de Otimização de Processos da Accenture Automation & Industrial Solutions – AAIS, Belo Horizonte – MG, Brasil.

³ Engenheira de Controle e Automação, D.Sc. – Grupo de Otimização de Processos da Accenture Automation & Industrial Solutions – AAIS, Belo Horizonte – MG, Brasil.

⁴ Engenheiro Eletricista – Grupo de Otimização de Processos da Accenture Automation & Industrial Solutions – AAIS, Belo Horizonte – MG, Brasil.

⁵ Engenheiro de Controle e Automação – Grupo de Otimização de Processos da Accenture Automation & Industrial Solutions – AAIS, Belo Horizonte – MG, Brasil.

1 INTRODUÇÃO

Diante da nova realidade mundial à qual todos estão submetidos, as grandes indústrias, principalmente, devem se adaptar à atual situação econômica, ajustando suas estratégias para alcançarem retorno financeiro e continuarem a ser empresas bem sucedidas. Algumas destas estratégias poderão incluir, por exemplo, iniciativas de renovação e/ou de redução de custos que devem focar na preservação dos ativos humanos e produtivos ao mesmo tempo em que devem manter a qualidade para melhorar sua agilidade em lidar com as flutuações de demanda de mercado características deste momento.⁽¹⁾

Neste contexto, torna-se primordial a obtenção de melhorias na eficiência operacional e a redução de custos sem a necessidade de se investir quantias significativas em alterações na planta ou instalação de complexos sistemas de controle. Esse é o principal conceito por trás do termo *Quick-Wins*, ou seja, a possibilidade de se identificar oportunidades, propor soluções rápidas e implementá-las de maneira relativamente simples utilizando a informação e a infra-estrutura já disponíveis atualmente para se obter retorno expressivo no curto prazo.

Na grande maioria das plantas industriais, há uma quantidade significativa de variáveis de processo que precisam ser levadas em consideração para que um padrão de qualidade seja mantido e, nem sempre é óbvio identificar quais fatores afetam mais significativamente o processo. Para isso, modernas técnicas baseadas em análise de dados têm a vantagem de permitir a descoberta rápida de novas informações a partir de dados históricos do processo. Entretanto, se usados isoladamente, essas técnicas são muito dependentes da disponibilidade e da qualidade de dados.

Além disso, ferramentas auxiliares que automatizam, facilitam e agilizam o trabalho a ser executado e, por conseqüência, a tomada de decisão, são cada vez mais requisitadas no ambiente industrial, onde a necessidade de rapidez na solução dos problemas é, muitas vezes, uma questão de sobrevivência no mercado. Permitir aos operadores, engenheiros e gerentes de processo a possibilidade de análise de dados em tempo real, utilizando técnicas de diagnóstico é um valioso diferencial. Isso porque é importante também agregar valor à massa de dados de processo, muitas vezes não analisada pelos engenheiros de processo da maneira apropriada. Habilitar os profissionais a extraírem conhecimento de dados históricos e combiná-lo com as melhores práticas operacionais e com o conhecimento fundamental já existentes é um grande benefício para o desempenho operacional de uma indústria. A metodologia apresentada neste artigo engloba desde a definição da situação a ser analisada até a sustentabilidade das ações implementadas. Isto significa realizar atividades relacionadas à preparação dos dados, visualização de comportamentos e relacionamentos entre as variáveis de processo, construção de modelos e geração de regras, identificação de causas-raiz, análise de sensibilidade, simulação de benefícios e otimização, a fim de obter a excelência operacional. Esta metodologia tem sido aplicada com sucesso em indústrias de diversos segmentos a fim de endereçar problemas relacionados com redução de custos de produção, melhoria de segurança operacional, entre outros, conforme estudos de caso apresentados.

2 MATERIAL E MÉTODOS

A Figura 1 ilustra a metodologia de *Quick-Wins* adotada durante o desenvolvimento dos projetos apresentados na seção Resultados. Esta metodologia é composta de quatro macro-etapas, sendo elas: (i) Diagnosticar: onde identificam-

se oportunidades em processos industriais, através de suas variáveis e mecanismos de controle, auxiliados por ferramentas de análise e diagnóstico; (ii) Estimar: onde estimam-se os ganhos que a implementação desta melhoria acarretará no processo e nos negócios; (iii) Implementar: onde implementam-se as melhorias aprovadas pelo cliente e (iv) Sustentar: onde monitoram-se continuamente os processos de modo que a degradação natural seja controlada e que o desempenho do processo seja mantido em níveis ótimos. Nas subseções a seguir, as quatro macro-etapas da Metodologia de *Quick-Wins* são apresentadas.

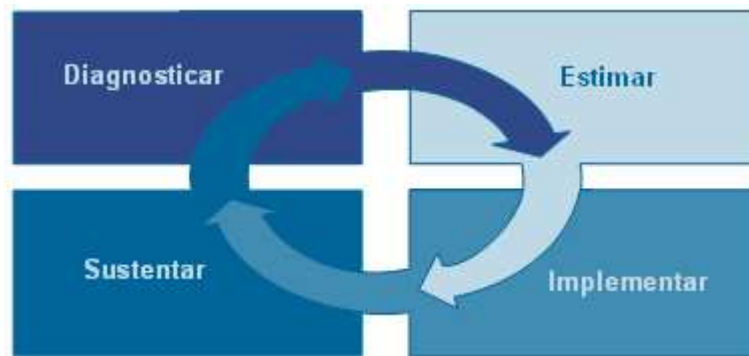


Figura 1. Esquemático da Metodologia de *Quick-Wins*.

2.1 Diagnosticar

A etapa de diagnóstico consiste em fazer um levantamento dos dados de processo necessários para que se consiga representar e interpretar o comportamento dos processos. Esta etapa se inicia com uma entrevista, passando pelas fases de inspeção, análise de dados, estudo de processo e finaliza com o diagnóstico.

O primeiro passo para o diagnóstico é se reunir com o cliente e entender suas necessidades e os principais pontos a serem melhorados de acordo com o foco nos negócios. Sabe-se que o cenário econômico mundial tem sofrido grandes variações, tornando o mundo dos negócios bastante instável e os direcionadores de negócios necessitam ser adaptados para acompanhar as mudanças de mercado. Por isto, as entrevistas acontecem tanto nos níveis gerenciais quanto operacionais, uma vez que os objetivos operacionais devem estar sempre alinhados aos negócios.

Após as entrevistas e de posse das informações-chave, é feita pelo menos uma visita a campo para entender o funcionamento das operações principais e das influências entre processos. Após o entendimento do processo, coletam-se dados das variáveis que explicam o comportamento dos processos a serem analisados. É importante ressaltar que a frequência de amostragem influencia diretamente na qualidade do diagnóstico, pois dados comprimidos por sistemas históricos PIMS (*Plant Information Management System*), por exemplo, podem falsear comportamentos, resultando em diagnósticos imprecisos e até mesmo equivocados. Por isso, o ideal é que os dados a serem analisados não tenham sofrido nenhum tipo de compressão, conforme Seixas.⁽²⁾ É na preparação dos dados que se deve eliminar erros grosseiros e pontos espúrios da massa de dados. Após a preparação dos dados e a validação quanto à qualidade e à confiabilidade, um diagnóstico preliminar pode ser obtido a partir da visualização gráfica dos dados através de histogramas, gráficos de tendência, matriz de correlação, entre outros.

Ferramentas permitem gerar automaticamente modelos não-lineares estacionários a partir dos dados de processos. Uma vez gerado o modelo, análises

What-If podem ser efetuadas, as quais permitem manipular modelos quantitativos de situações de negócio especificando valores de decisão alternativos e hipóteses. Da aplicação da análise *What-If*, resultam uma revisão de um amplo espectro de riscos, bem como a geração de possíveis soluções para os problemas levantados.

Análises estatísticas univariadas ou multivariadas permitem que operadores, engenheiros e gerentes de processo analisem dados extraindo informação e conhecimento sobre os processos monitorados. O monitoramento pode ser realizado através de cartas de controle usadas fundamentalmente para:⁽³⁾ (i) redução da variabilidade do processo; (ii) monitoramento e vigilância do processo; e (iii) estimação de parâmetros do produto e do processo.

PCA (*Principal Components Analysis*) é uma técnica de controle estatístico multivariado que consiste em capturar a direção de maior variabilidade dos dados e representar esta variação em um novo conjunto de coordenadas chamada de primeira componente principal; a segunda direção de maior variabilidade é representada pela segunda componente principal e assim por diante. O número de componentes principais geradas corresponde ao número de variáveis.

Outra técnica multivariada também utilizada é o PLS (*Partial Least Square*), que é um método para construção de modelos preditivos utilizando as variáveis medidas no processo.^(4,5) Enquanto a técnica PCA está preocupada em analisar o comportamento das variáveis e a influência que uma exerce sobre a outra, a técnica PLS está preocupada em criar modelos preditivos.

A avaliação de desempenho de malhas de controle (*CLPA - Control Loop Performance Assessment*) possibilita a identificação de oportunidades a partir do diagnóstico rápido das malhas da planta e permitem que as equipes de processo, operação e manutenção foquem seus esforços nos pontos mais críticos e que tragam maior retorno econômico. Para cada malha, são atribuídas notas, calculadas a partir do erro médio de controle, disponibilidade da malha, e diversos outros índices, que levam em consideração a presença de oscilações, ruído ou saturação, por exemplo. Estas notas são normalizadas e podem ser ponderadas pela importância econômica de cada malha, de forma que é possível se filtrar as malhas com pior desempenho e visualizar de forma on-line as malhas que apresentam maior oportunidade de retorno econômico (*Biggest payback loops*).

Alguns diagnósticos podem ser inconclusivos, pois necessitam de informações específicas que nem sempre estão disponíveis no momento em que se necessitam delas. Para estes casos, é preciso buscar outras maneiras de se obter tais informações como, por exemplo, monitorando uma ou mais variáveis de processo a fim de que estas indiquem as causas de determinado problema e/ou oportunidade de melhoria. Existem técnicas auxiliares que exigem um tempo um pouco maior, mas que para casos mais complexos podem ser implementadas, como lógica fuzzy que pode ser usada para detecção de falhas em equipamentos.⁽⁶⁾

2.2 Estimar

As oportunidades são especificadas e a estimativa de ganho é calculada levando-se em consideração o alinhamento com os direcionadores de negócio apontados pelo cliente como relevantes. A partir destas informações, convertem-se os ganhos de processo em ganhos financeiros, mensurando os riscos e os impactos financeiros resultantes da implantação de cada melhoria.

2.3 Implementar

Uma vez que todas as oportunidades foram analisadas economicamente, são selecionadas as que devem ser implementadas, conforme a prioridade e os resultados esperados. As soluções de implementação para cada oportunidade devem ser estudadas e projetadas de forma a garantir que todas as etapas necessárias de implementação estejam bem definidas.

2.4 Sustentar

Esta etapa é muitas vezes esquecida, no entanto, é de extrema importância para que os resultados alcançados sejam mantidos e melhorados ao longo do tempo (Figura 2). Máquinas e equipamentos sofrem um processo de degradação natural e precisam ser monitorados para que o desempenho operacional não seja reduzido. Além disso, a saúde dos equipamentos pode ser prolongada, permitindo que o gerenciamento de ativos seja mais eficiente. Além de sustentar as melhorias implementadas, deve-se manter o ciclo ativo em busca de novas oportunidades.

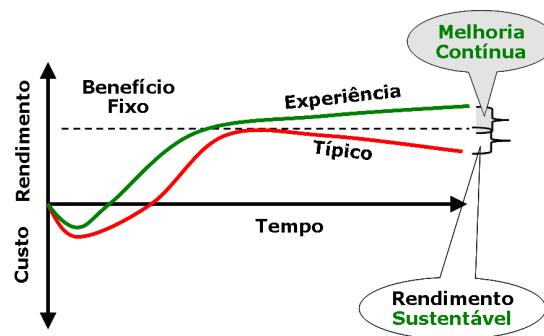


Figura 2. Sustentando o valor agregado.⁽⁷⁾

Para isso, indicadores de desempenho podem ser definidos utilizando o conhecimento adquirido a partir das análises, o que permite saber se o desempenho está tornando-se pior. Assim, há a possibilidade de realizar alterações no processo e/ou na operação de forma a prevenir esta queda de desempenho operacional.

3 RESULTADOS

Seguindo a metodologia descrita, serão apresentados os resultados obtidos em projetos através de três diferentes estudos de caso. Como ponto em comum, o objetivo destas análises foi levantar oportunidades de melhoria operacional e possíveis reduções de custos.

Foram utilizadas ferramentas para análise do processo que dão suporte à abordagem *Quick-Wins*.

3.1 Estudo de Caso 1 – Forno para Tratamento Térmico de Aço

Além da redução da variabilidade das temperaturas das diversas zonas de aquecimento do forno, que devem seguir valores de referência bem definidos (*set point*, SP), a temperatura deve ser uniforme ao longo de todo o forno, sendo a homogeneidade a variável definida para mensurar tal requisito operacional, a qual é calculada, neste caso, como a razão entre a média da temperatura das diversas zonas de aquecimento e a temperatura de referência, como mostra, de forma

simplificada, a equação $Homog = \left(\sum_{i=1}^n T_i \right) / (n \times SP)$, onde n é o número de zonas, T_i a temperatura da zona i e SP é a referência de temperatura.

Definido o problema e levantadas as variáveis de interesse, foram utilizados dados históricos do processo referentes a oito horas de operação do forno em patamar, ou seja, em estado de regime permanente (com SP constante). A matriz de correlação (Figura 3) mostra que a homogeneidade tem forte correlação com outras variáveis do forno, já que é definida como uma combinação de algumas delas.

	HOMOG	PIC01_PV	PIC02_PV	TIC1D_ErroPos...	TIC1D_PV	TIC1E_ErroPos...	TIC1E_PV	TIC2D_ErroPos...	TIC2D_PV	TIC2E_ErroPos...	TIC2E_PV
HOMOG	100.0	74.4	-5.8	1.4	48.9	2.8	41.7	-86.9	92.4	-0.8	58.2
PIC01_PV	74.4	100.0	0.4	4.0	23.6	4.8	18.3	-78.7	76.8	0.2	31.8
PIC02_PV	-5.8	0.4	100.0	-4.4	-6.8	-0.4	-11.1	-0.2	-0.6	-0.8	-11.7
TIC1D_ErroPosicao...	1.4	4.0	-4.4	100.0	-0.9	-0.1	-1.0	-2.6	1.8	-0.1	1.4
TIC1D_PV	48.9	23.6	-6.8	-0.9	100.0	2.3	43.0	-16.5	20.6	-2.7	49.6
TIC1E_ErroPosicao...	2.8	4.8	-0.4	-0.1	2.3	100.0	0.4	-2.6	2.7	-0.1	1.4
TIC1E_PV	41.7	18.3	-11.1	-1.0	43.0	0.4	100.0	-13.8	16.2	-0.8	23.9
TIC2D_ErroPosicao...	-86.9	-78.7	-0.2	-2.6	-16.5	-2.6	-13.8	100.0	-95.4	0.4	-29.4
TIC2D_PV	92.4	76.8	-0.6	1.8	20.6	2.7	16.2	-95.4	100.0	-0.3	33.3
TIC2E_ErroPosicao...	-0.8	0.2	-0.8	-0.1	-2.7	-0.1	-0.8	0.4	-0.3	100.0	0.1
TIC2E_PV	58.2	31.8	-11.7	1.4	49.6	1.4	23.9	-29.4	33.3	0.1	100.0

Figura 3. Estudo de Caso 1: Matriz de Correlação.

Obtido o modelo PCA do processo (Figura 4), tem-se o *Score Plot* e o *SPE Plot* usando-se todo o universo de dados disponíveis. Observou-se a existência de dois *clusters* no plano das duas primeiras componentes, ou seja, dois conjuntos definidos de amostras, indicando a presença de duas situações operacionais distintas, mesmo com o forno em patamar.

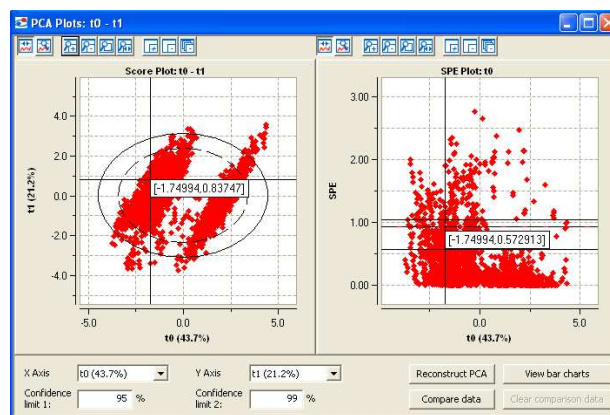


Figura 4. Estudo de Caso 1: Análise PCA – *Score/SPE Plot* para todo o conjunto de dados.

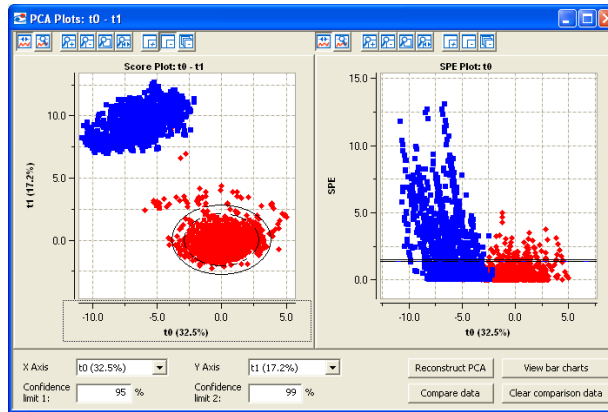


Figura 5. Estudo de Caso 1: Análise PCA – Score/SPE Plot modelando apenas o grupo maior de amostras.

Considerando apenas um dos grupos de dados (aquele com maior número de amostras, supondo essa a condição normal de operação), obteve-se um novo *Score Plot* (Figura 5), estando a maior parte dos dados do modelo dentro dos limites de controle (em vermelho) e a outra massa de dados afastada destes (em azul), indicando outra situação operacional.

Comparando-se as massas de dados, foi possível identificar as variáveis com maior contribuição à variabilidade do processo (Figura 6): a pressão interna do forno (PIC01_PV) e o estado de falha no queimador da malha de controle de temperatura da zona 2 do lado direito (TIC2D_ErroPosicaoAtuador).

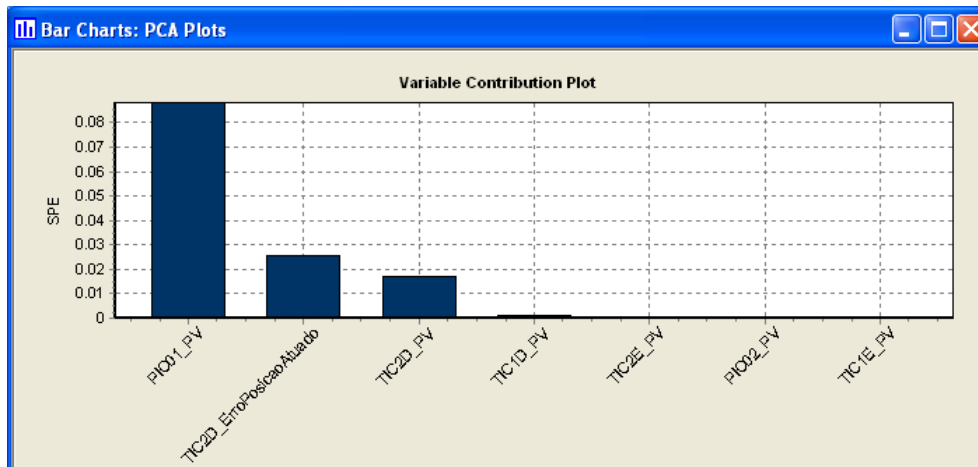


Figura 6. Estudo de Caso 1: Análise PCA – Variable Contribution Plot.

Realmente existia um problema no relé que comanda um dos queimadores, o que fazia com que a zona de controle na qual atuava permanecesse em uma temperatura menor do que as demais (motivo este que fez com que tal temperatura, TIC2D_PV, fosse classificada como a terceira variável com maior impacto). Além disso, estudou-se o controle da pressão interna, variável com a maior contribuição, concluindo-se que a forma como era feito o acionamento do *dumper* de saída do forno provocava forte oscilação na pressão e conseqüentemente nos diversos controles de temperatura. Juntamente com a falha do queimador, tal oscilação perturbava de forma considerável a homogeneidade do forno. Rastreando-se as amostras usadas para modelagem, identificou-se que elas realmente faziam referência à operação normal, em detrimento do outro conjunto, usado na comparação, que se referia à situação de falha no queimador.

3.2 Estudo de Caso 2 – Forno de Reaquecimento Siderúrgico

Foi realizada uma análise rápida, sendo utilizados dois dias de dados coletados do forno. O forno em questão apresenta cinco zonas de controle de temperatura, onde o controle de temperatura de cada zona atua nas vazões de ar e gás de sua respectiva zona. As variáveis analisadas foram as temperaturas, as relações ar/gás e as vazões de ar e gás de cada zona de controle. A análise apresentou distúrbios relevantes nos controles dos fornos, que podem representar melhorias operacionais bem significativas.

A primeira observação foi feita a partir da análise PCA. Para a construção do modelo, foram comparadas duas massas de dados. O resultado pode ser visto na Figura 7, onde se observa a dispersão das componentes principais das variáveis (em vermelho, o primeiro dia de dados e em azul, o segundo).

A matriz da Figura 8 mostra a existência de uma forte correlação entre as temperaturas das zonas 0 e 1, e entre as zonas 1 e 2, podendo indicar o acoplamento do controle das temperaturas, e sugerem um estudo mais aprofundado do comportamento e da influência de uma temperatura em suas zonas adjacentes.

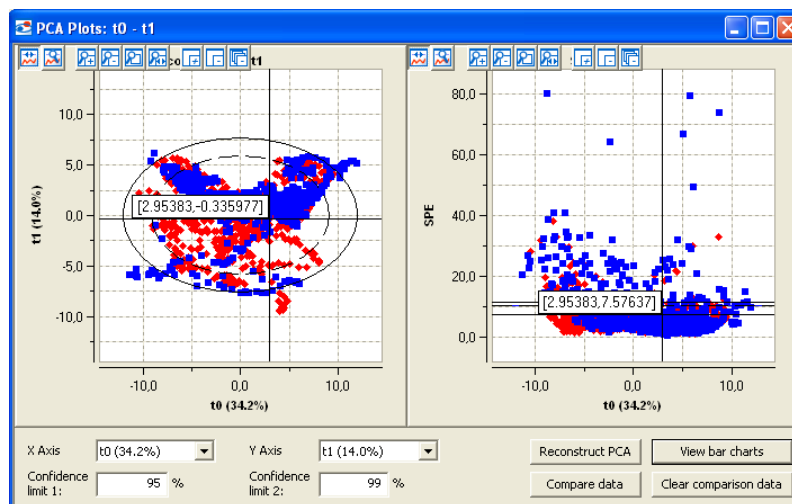


Figura 7. Estudo de Caso 2: Análise PCA – Score/SPE Plot.

	Zona_0_T_Real	Zona_1_T_Real	Zona_2_T_Real	Zona_3_T_Real	Zona_4_T_Real	Zona_5_T_Real
Zona_0_T_Real	100.00	85.18	73.12	12.13	-6.83	-0.31
Zona_1_T_Real	85.18	100.00	77.73	34.00	-4.23	3.41
Zona_2_T_Real	73.12	77.73	100.00	31.11	11.07	3.03
Zona_3_T_Real	12.13	34.00	31.11	100.00	16.94	-0.04
Zona_4_T_Real	-6.83	-4.23	11.07	16.94	100.00	-1.82
Zona_5_T_Real	-0.31	3.41	3.03	-0.04	-1.82	100.00

Figura 8. Estudo de Caso 2: Matriz de Correlação.

Foi gerado o modelo do processo, considerando-se a temperatura da zona 5 como objetivo de controle. Através do gráfico de análise de causa (Figura 9) foi identificada a influência da relação ar/gás da zona 5 no controle de temperatura da zona 5.

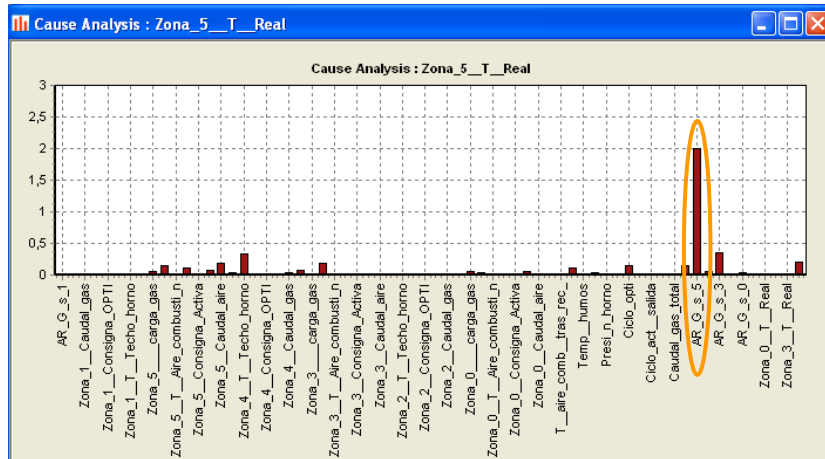


Figura 9. Estudo de Caso 2: Análise de Causa.

O gráfico com as medidas de temperatura do forno (Figura 10) permite visualizar oscilações presentes no controle de temperatura das zonas 0 e 1, as quais não estão presentes nas demais zonas, sugerindo oportunidades de melhorias associadas a estratégias de controle ou a problemas de instrumentação. Apesar de a temperatura da zona 4 estar localizada fisicamente no forno entre as zonas 3 e 5, esta é maior que as das zonas circunvizinhas. Esta diferença sugere ineficiência do controle ou escolha errada do valor desejável de temperatura que é feita de forma automática através de um sistema especialista.

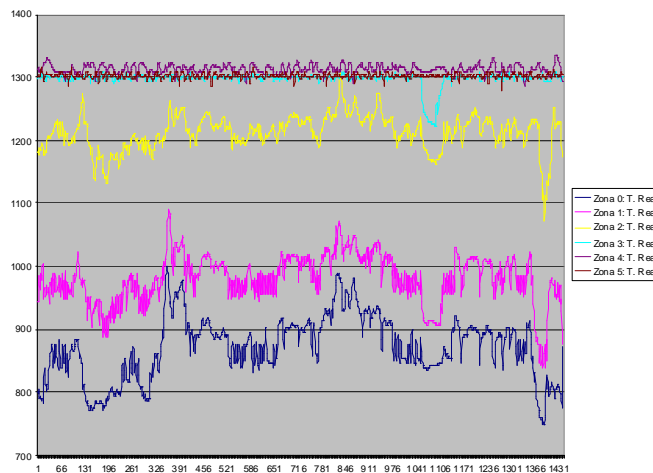


Figura 10. Estudo de Caso 2: Gráfico de tendência das temperaturas das zonas de controle do forno.

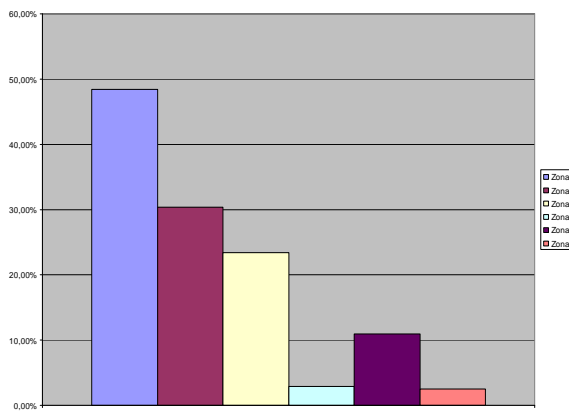


Figura 11. Estudo de Caso 2: Gráfico de percentual de pontos fora do limite, por zona.

O gráfico da Figura 11 apresenta o percentual de pontos de temperatura fora dos limites de processo para cada zona: as temperaturas das zonas 0, 1 e 2 permanecem fora de seus limites de controle por grande parte do tempo enquanto a zona 4 apresenta um percentual muito maior que o das zonas 3 e 5, suas vizinhas, o que demonstra uma oportunidade de melhoria na zona 4.

3.3 Estudo de Caso 3 – Planta de Pelotização de Minério de Ferro

As malhas de controle de temperatura do forno de endurecimento de pelotas constantemente figuravam entre as malhas com maior oportunidade de retorno. O forno, do tipo grelha móvel, conta com várias zonas para efetuar a secagem e a queima das pelotas, e é importante que o perfil de temperatura seja respeitado para se evitar desperdício de gás e queima ineficiente das pelotas, o que pode gerar um produto com baixa resistência mecânica. Analisando-se outros índices calculados, constatou-se a presença de alto erro médio de controle e alto índice de saturação das válvulas para as malhas de temperatura (Figura 12).

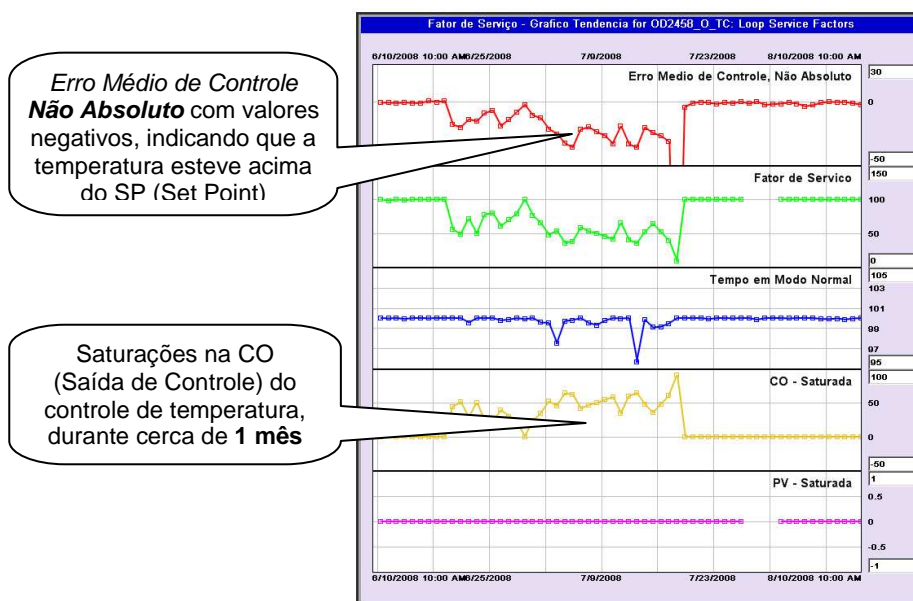


Figura 12. Estudo de Caso 3: Saturação na saída de controle (CO).

O foco do trabalho de otimização foi direcionado para os elementos finais de controle e, após um diagnóstico mais detalhado, concluiu-se que existiam problemas mecânicos no acionamento das válvulas de admissão de gás para os queimadores. Por diversos momentos, as válvulas de admissão de gás ficavam com abertura maior que o necessário, configurando um desperdício de gás (Figura 13).

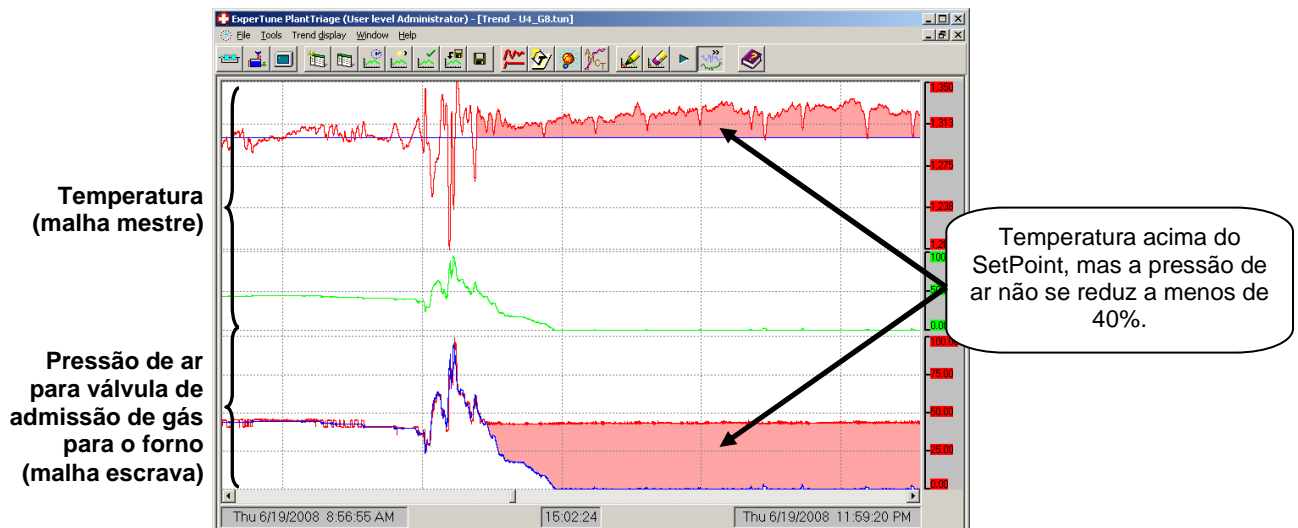


Figura 13. Situação de desperdício de gás em um dos grupos de queima.

Na estimativa de ganhos, foi calculado o volume de gás desperdiçado com o agarramento das válvulas de admissão de gás, avaliando-se um histórico de três meses de dados. Foram considerados os instantes em que a temperatura esteve acima do *Set Point* e a pressão de ar comprimido para manipular as válvulas de admissão de gás não era reduzida até o ponto necessário. O resultado do cálculo indicou que o consumo de gás poderia ser reduzido em **1,03%** e, dado o enorme volume de gás consumido pelo forno anualmente, este percentual justificava intervenções no forno para manutenção.

Após as ações da equipe de instrumentação, o resultado esperado foi obtido, e a pressão de ar para admissão de gás para o forno passou a excursionar corretamente, conforme mostrado na Figura 14.

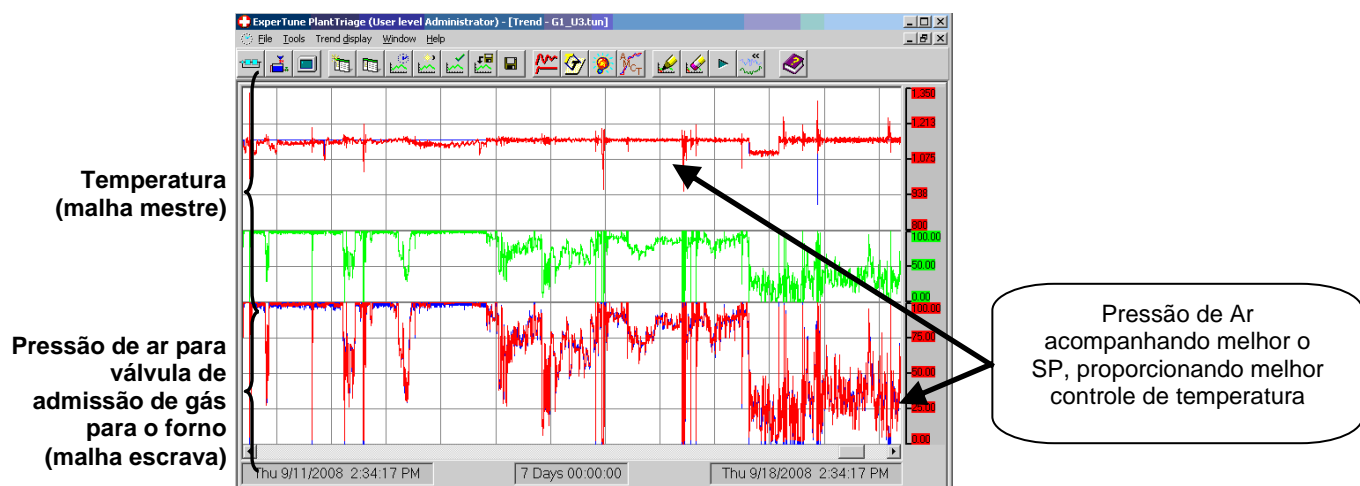


Figura 14. Controle de temperatura após as intervenções no campo.

Dentre os vários problemas identificados, foram selecionados aqueles que apresentaram maior potencial de retorno. O uso de desacopladores estáticos e a ressonância das malhas de temperatura possibilitou uma operação muito mais balanceada (Figura 15), que refletiu em uma redução estimada de **5,78%** no consumo específico de combustíveis (Figura 16).

Abertura das válvulas de gás



Figura 15. Comparativo das aberturas de válvulas de gás antes e depois dos trabalhos de otimização.

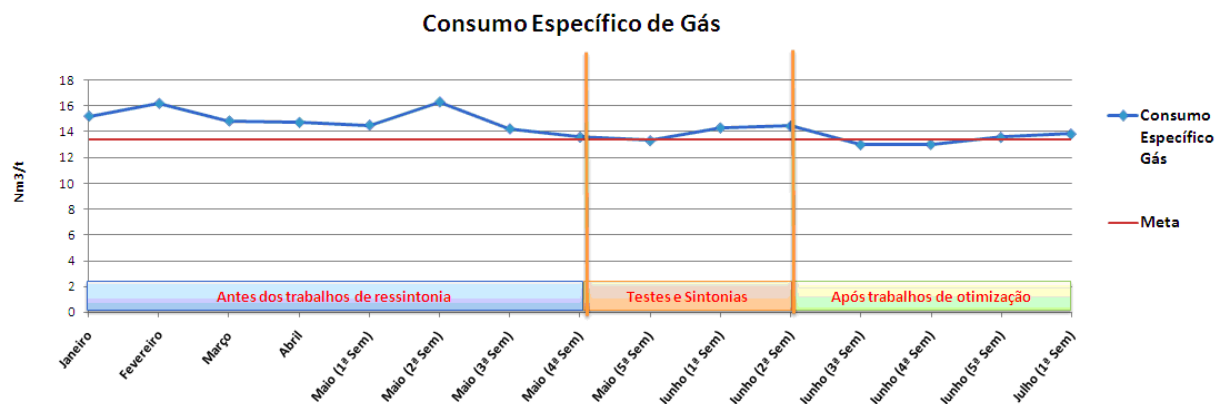


Figura 16. Comparativo do consumo específico de gás (Nm^3/t) antes e depois dos trabalhos de Otimização

4 DISCUSSÃO

No estudo de caso 1, após a manutenção do relé de chama danificado e a mudança na forma de acionamento do controle de pressão interna, observou-se uma queda significativa na variabilidade da temperatura interna do forno, que é um importante KPI (*Key Performance Indicator*) no tratamento térmico (e também no reaquecimento para Laminação e Forjaria). Tal melhoria tem impacto na homogeneidade do forno, permitindo fazer com que o material permaneça apenas o tempo necessário na temperatura desejada, o que gera um ganho direto no consumo de combustível.

Já no estudo de caso 2, por se tratar de uma análise inicial do processo (referente somente à etapa Diagnosticar da abordagem *Quick-Wins*), foi possível identificar as oportunidades de melhoria, as quais deverão ter suas viabilidades analisadas economicamente antes de serem implementadas no forno de reaquecimento.

O estudo de caso 3 serviu para exemplificar como o desempenho das malhas de controle pode estar diretamente ligado às variáveis de negócio, como custo e qualidade. A melhora do desempenho de malhas de controle refletiu diretamente na redução dos custos operacionais, e a metodologia de *Quick-Wins* foi essencial para que o foco das ações de otimização fosse direcionado para os locais de maior oportunidade de retorno. Ferramentas de avaliação de desempenho de malhas de controle possuem ótima aderência a esta metodologia, auxiliando na etapa de

diagnóstico e implementação de melhorias. O expressivo resultado obtido contou com a aprovação do cliente, e foi crucial para mostrar-lhe o importante papel da avaliação contínua das malhas de controle, servindo para manter ativo o ciclo de otimizações e garantir a sustentabilidade das melhorias, cumprindo-se, portanto, a última etapa da metodologia de *Quick-Wins*.

5 CONCLUSÃO

A partir dos trabalhos realizados, foi possível identificar ganhos de forma rápida, bastando, para isso, definir bem o problema, escolher de forma apropriada os dados a serem analisados e aplicar a técnica mais adequada. Além disso, pode-se ainda implementar uma aplicação que compare dinamicamente os dados do processo com o modelo obtido, para geração de alarmes inteligentes ou apoio à tomada de decisão, reduzindo assim os momentos em que o processo irá operar de forma insatisfatória.

Por fim, é importante ressaltar a agilidade que ferramentas disponíveis no mercado podem trazer ao estudo de processo e aos seus diagnósticos. Estas ferramentas reduzem consideravelmente o tempo de avaliação e podem identificar oportunidades de melhorias em um ambiente contendo inúmeras variáveis de processo. O uso destas ferramentas não elimina o conhecimento do processo, pelo contrário, é essencial o bom conhecimento do ambiente analisado para se extrair o máximo destas ferramentas.

REFERÊNCIAS

- 1 CSense Systems. CSense is a necessity in na economic downturn. Disponível em: <http://csensesystems.com/cms/cs-newsarticle_view.php?nald=35>. Último acesso: 17 jun 2009.
- 2 SEIXAS FILHO, C. Limitações do uso de dados históricos do PIMS – Fatos e Recomendações. Brazil Automation, 2008.
- 3 MONTGOMERY, D.C. Introdução ao Controle Estatístico da Qualidade. 4ª edição, Editora LTC, Rio de Janeiro, 2004.
- 4 JEWELL, N.P. A tutorial on PLS and regression. 2000. Disponível em: <<http://cisrg.shef.ac.uk/people/jewelln/Regression%20Tutorial/index.htm>>. Último acesso: 10 mar 2009.
- 5 TOBIAS, R.D. An Introduction to partial least squares regression. Cary, NC: SAS Institute. Explains PLS. Disponível em: <<http://ftp.sas.com/techsup/download/technote/ts509.pdf>>. Último acesso: 03 mar 2009
- 6 LOPES, J. S. B.; ARAÚJO, F. M. U.; MAITELLI, A. L. e GABRIEL FILHO, O. Controle Avançado de Processos Industriais de Petróleo Utilizando um Sistema de Inferência Neuro-Fuzzy Para Geração Dinâmica de Set-Points. Anais da VII Conferência Internacional de Aplicações Industriais - Induscon., pp. 1-6, Recife-PE, abril 2006.
- 7 FISKE, T. Best Practices for Advanced Process Control. Thought Leaders for Manufacturing and Supply Chain. ARC Best Practices, Janeiro 2008