

METODOLOGIA INOVATIVA PARA PROGRAMAS DE REDUÇÃO DE CONSUMO DE ENERGIA COMBINANDO ANÁLISE DE PROCESSOS INDUSTRIAIS E PARTICIPAÇÃO DE OPERADORES*

Juliana Fonseca Paim¹
Philippe Mack²
Joanna Huddelston³
Bernard Flamand⁴

Resumo

A eficiência energética na indústria vem ganhando destaque no contexto atual. Um dos grandes desafios da atualidade é de utilizar os vários milhares de medidas de processos industriais coletadas, armazenadas e, utilizadas como indicadores capazes de contribuir para a melhoria da eficiência energética. O princípio é combinar métodos analíticos avançados e aprendizagem de máquina aliado a um forte envolvimento dos membros da equipe da usina para se instalar um Sistema de Gestão de Energia (EnMS) em conformidade com a ISO50001. O objetivo seria de proporcionar a usina economias significativas em termos de consumo de energia. Este trabalho resume as etapas críticas para a implementação do EnMS para processos complexos: diagnosticar a variabilidade do consumo de energia, identificar uma proposta viável para consumo de energia, envolver todos os níveis de produção nos workshops de análise de causas, implementar modelos preditivos de monitoramento em tempo real, dar o suporte para a tomada de decisões e, fazer modelos de relatórios de desempenho. Um exemplo com uma indústria química será apresentado e demonstrará como a metodologia pode ser aplicada na otimização das áreas de produção e de distribuição de vapor através de da melhoria da gestão operacional. A experiência adquirida para esse caso enfatiza a importância em potencializar a utilização dos dados de monitoramento e, o envolvimento dos operadores para poder entender as práticas operacionais principais, promovendo por conseguinte, uma cultura de eficiência energética.

Palavras-chave: Mineração de dados; Big data; Sistemas de gestão de energia; Eficiência energética.

AN INNOVATIVE APPROACH TO IMPLEMENT LEAN ENERGY PROGRAMS COMBINING INDUSTRIAL PROCESS DATA ANALYTICS AND OPERATOR PARTICIPATION

Abstract

In today's economic climate, and considering environmental drivers, addressing energy efficiency is critical. Given that a typical plant captures and archives several thousand measurements per second, the challenge for industry today remains how to extract value from their "Big Data" to address energy efficiency. Combining advanced analytics and machine learning, with a strong involvement of plant staff and operators is key to deploying an Energy Management System (EnMS) compliant with ISO50001 that will help the plant to quickly achieve significant savings. This paper outlines the critical steps to implement an EnMS for a complex process: to diagnose energy consumption variability; identify energy consumption baseline; to engage all levels of production staff in root cause analysis workshops; and, to implement predictive models for real-time monitoring, decision support and performance reporting. Experience from this case emphasizes the importance of using plant monitoring to its full potential together with involvement of plant operators in order to understand key operational practices and to help promote an energy efficiency culture.

Keywords: Advanced analytics; Big data; Energy management system; Energy efficiency optimization.

¹ Engenheira Eletricista, Msc., eng. de projetos na área de energia, IT e consultoria para a indústria, PEPITe SA, Liège, Bélgica.

² Engenheiro Mecânico Eletricista, Msc., CEO, IT e consultoria para a indústria, PEPITe SA, Liège, Bélgica.

³ Engenheira Química, B.Eng., eng. de projetos, IT e consultoria para a indústria PEPITe SA, Liège, Bélgica.

⁴ Eng. Mecânico Eletricista, Msc., gerente de otimização de energia, indústria química, Prayon, Liège, Bélgica.

1 INTRODUÇÃO

De acordo com o relatório de 2013 da IEA (International Energy Agency) [1] a indústria foi responsável por aproximadamente 21% da emissão mundial de CO₂. Acrescentando a isso, regras ambientais mais restritas foram estabelecidas por parte da Auditoria de Energia da União Européia 2012/27 exigindo auditorias para indústrias que não tem o EnMS (Sistema de Gestão de Energia) implementado. Em vista disso, atualmente a indústria tem mais razões para tratar do assunto de eficiência energética. De acordo com McKinsey & Company potencialmente 15% da energia consumida na indústria pode ser reduzida simplesmente através de mudanças operacionais concebidas para maximizar a eficiência [2]. A questão seria como explorar este potencial de economia de energia utilizando a informação contida dos dados industriais disponíveis. Dentro deste contexto, PEPITe desenvolveu ENERGYMaestro que é uma metodologia usada para implementar um EnMS operacional. O objetivo dessa metodologia é utilizar métodos analíticos avançados e motivar os membros da indústria a atingir uma produção sustentável. Essa metodologia será descrita neste artigo representando um estudo feito numa instalação da empresa Prayon localizada em Engis – Bélgica que produz uma enorme gama de produtos a base de fosfato.

2 MATERIAIS E MÉTODOS

A metodologia ENERGYMaestro é uma estratégia multidisciplinar que combina métodos analíticos avançados, aprendizagem automática e, conta com a participação ativa dos operadores e membros da indústria. O objetivo global dessa metodologia é identificar as causas de variabilidade do desempenho da energia e reduzi-la através da melhoria da gestão operacional.

ENERGYMaestro não necessita de investimento de capital e visa implementar um Sistema de Gestão de Energia (EnMS), compatível com ISO5001, baseado em programas de melhora contínua.

Durante o projeto ENERGYMaestro é muito importante ajudar o cliente a formar um time multidisciplinar incluindo um patrocinador para o projeto, pessoas chave da área de produção, bem como, recursos técnicos da área de IT, engenheiros e, funcionários da área de manutenção.

As seções seguintes irão apresentar a metodologia ENERGYMaestro que foi impletamentada com sucesso na empresa Prayon-Engis.

2.1 Análise de Lacuna do Desempenho de Energia

O passo inicial de todo projeto ENERGYMaestro é de identificar a base do consumo de energia, economias potenciais e, por conseguinte, definir o objetivo do projeto. O potencial é identificado durante uma análise preliminar dos dados históricos de produção. Nesta etapa, três indicadores de desempenho são definidos: índice de produção, consumo de energia e consumo de energia específico (consumo de energia por unidade de produção). Estes indicadores podem ter como meta componentes de equipamentos, linhas de produção individuais ou a integralidade de um processo, dependendo dos dados disponíveis e da configuração do processo. Baseado no consumo específico de energia, uma meta estatística realista é selecionada e é utilizada como referência para a análise de lacunas. O desempenho

histórico acima desta referência é acumulado durante 6 meses ou 1 ano é utilizado para quantificar economias potenciais.

2.2 Workshop de Brainstorming com os Operadores

Após a identificação de economias potenciais em energia, a etapa seguinte consiste em realizar um brainstorming workshop com os operadores. Uma série de sessões são feitas para detectar as causas principais enfatizando um problema específico de energia, seguindo o princípio Kaizen Five Why (continuar perguntando o porquê até que a causa principal seja descoberta). Esses workshops também proporcionam uma oportunidade de engajar todos os níveis do staff de produção no projeto e entender quais são os seus desafios de produção. É frequentemente essencial fornecer a oportunidade de interação entre os diferentes departamentos, incluindo a área de manutenção. Todas as idéias discutidas nesses workshops são sintetizadas num tipo de Árvore de Causas, Figura 4, para o exemplo Prayon [5-7].

2.3 Métodos Analíticos Avançados

Toda a parte analítica é efetuada utilizando DATAMAestro® que é a ferramenta analítica, baseada em nuvem, desenvolvida por PEPITE. DATAMAestro® [3,4] é um conjunto compreensivo de ferramentas analíticas e ajuda aos consultores de PEPITE, em colaboração estreita com o staff da instalação, a explorarem a variação de operações feitas no passado, detectam amostras de anormalidade, diagnosticam a causa principal dos desvios, preveem e otimizam os desempenhos.

Geralmente dados de entrada necessitam de uma taxa de amostragem de médias horárias durante um ano de históricos de produção e qualidade ou, dados provenientes de laboratório.

Existem quatro etapas principais para esta fase da metodologia:

2.3.1 Árvore de quantificação de análise de causas

Os workshops fornecem uma série de causas principais. A primeira etapa da análise consiste em quantificar as causas baseada nos dados disponíveis.

Figura 1: Nesta instância o total de vapor de alta pressão perdeu quase 1200 toneladas durante um período de 2 meses. Esta etapa inicial da análise já pode fornecer uma interessante oportunidade de melhoria.

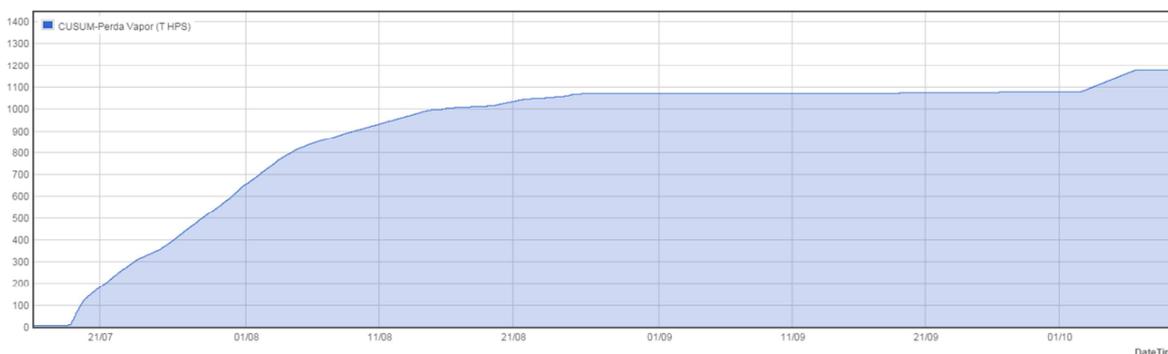


Figura 1. Soma Cumulativa do Vapor Alta Pressão (High Pressure Steam) perdida durante um período de dois meses [3-5].

2.3.2 Análise exploratória

Esta etapa da análise procura entender as condições de operação. A fase de exploração começa com a limpeza de dados. O ideal é se concentrar na análise de regimes estáveis de produção e por isso, remover outliers, eventos anormais e pontuais e, variáveis duvidosas. Uma série de técnicas analíticas avançadas podem ser usadas para uma análise exploratória, tais como, histogramas, clustering (modelo que é definido por um algoritmo do tipo não supervisionado que faz um agrupamento de objetos ou atributos similares) ou dendrogramas.

Figura 2: Os dendrogramas em DATAMaestro são um tipo de aprendizagem não supervisionada e, procura as dependências lineares entre as variáveis. No exemplo abaixo, existe uma grande dependência (0.96) entre Temperatura Vapor Entrada e Entalpia Vapor Entrada, representando uma correlação perfeita entre as variáveis.

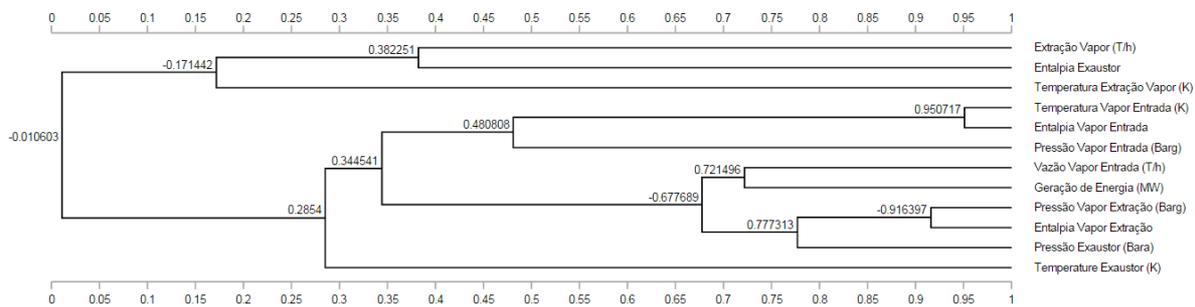


Figura 2. Dendrograma de dependências lineares para a turbina de vapor e, vapor de entrada, extração, exaustor e geração de energia [3-5].

2.3.3 Análise de causa

A análise de causas utiliza técnicas de mineração de dados para obter uma profunda compreensão das dependências no processo estudado. Um dos algoritmos usados nesta etapa é o “Ensemble Trees” (Conjunto de Árvores) que identifica as variáveis explicativas mais importantes do processo estudado. Essa ferramenta procura determinar dependências não-lineares entre uma série de parâmetros de um processo e seus respectivos impactos em uma determinada saída. Os resultados do Conjunto de Árvores são exibidos em forma de um gráfico Pareto.

Figura 3: O exemplo fornece as variáveis principais que influenciam a geração de energia da turbina de vapor utilizando taxas de vazão de vapor, temperaturas e pressões. Neste caso, a extração de vapor (T/h) intervém com 70% na variabilidade da geração de energia.

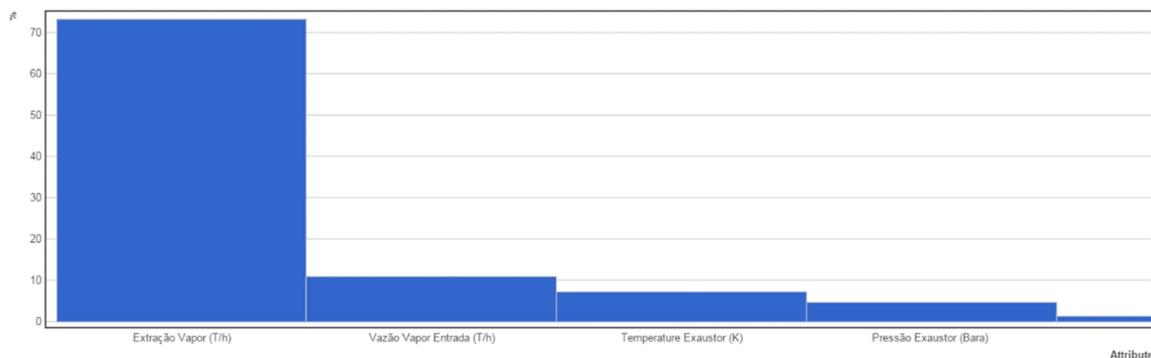


Figura 2. Gráfico Pareto representando dependências não-lineares da geração de energia da turbina de vapor baseados em vapor de entrada, extração e exaustor [3-5].

É essencial que durante a análise de causas múltiplos métodos analíticos sejam combinados. A colaboração dos membros da equipe será fundamental para validar as variáveis do processo que estão deteriorando o desempenho energético. Essas variáveis serão usadas como entradas para a fase final da análise que é a construção de um modelo preditivo.

2.3.4 Desevolvimento do modelo preditivo e testes

Esta etapa visa desenvolver um modelo que prevê uma meta para o desempenho energético. Esse alvo pode ser comparado ao desempenho atual e em caso de desvio desse valor as ferramentas de suporte de decisão poderão ajudar a corrigi-lo. Figure 4: O modelo da árvore de decisão apresentado prediz se a produção de eletricidade é “Bom” (em azul) ou “Ruim” (em vermelho). As variáveis de entrada explicativas principais são Extração de Vapor (T/h) e Vazão Vapor Entrada (T/h).

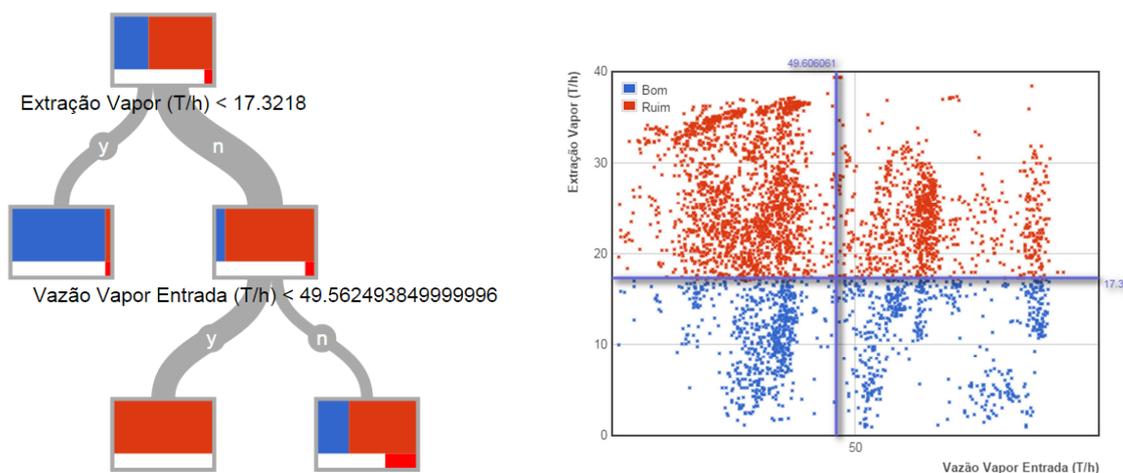


Figura 3. (a) Árvore de decisão simplificada (restrição no número de testes visando uma melhor visualização) para prever a geração de energia da turbina de vapor baseada na entrada de vapor e na extração. (b) Gráfico de dispersão representando as regras definidas pela árvore de decisão para previsão de geração de energia da turbina de vapor [3-5].

Antes de implementar o modelo preditivo é necessário testá-lo criando um conjunto independente de dados. Isso assegura a robustez do modelo em casos de condições operacionais mais recentes. Outros exemplos podem incluir métodos tais como Regressões Multi-Lineares ou Rede Neural Artificial.

2.4 Implementação e Treinamento

Indicadores de Desempenho são desenvolvidos com a equipe, baseados em resultados da análise de dados. Painéis de controle e relatórios de energia são implementados no sistema de informação existente da usina para poder comunicar informações sobre os indicadores. O treinamento do pessoal envolvido e dos operadores é essencial para a utilização dos painéis de controle e compreensão dos relatórios.

2.5 Período de Revisão e Melhora Contínua

Após a implementação, uma revisão sistemática controla se o desempenho do modelo é o esperado. Em alguns casos, é necessário adaptar os modelos para

mudanças nas condições operacionais ou novas práticas da área de produção. A implementação de uma estrutura de relatórios de energia informa continuamente a equipe e facilita o acesso às informações sobre os desempenhos energéticos e, em consequência, e darão sustentação para as tomadas de decisões.

3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Como a metodologia ENERGYMaestro depende de procedimentos analíticos avançados são necessários dados históricos adequados. Um ano de dados de produção é o ideal para se entender certos fatores externos tais como a variabilidade sazonal. Contudo, uma análise inicial pode ser feita com dois meses de dados. É importante mencionar que, para o método, não é necessária uma absoluta precisão dos dados visto que o modelo não é baseado em princípios iniciais e sim, analisam a variabilidade dos dados.

Outro fator de sucesso do método ENERGYMaestro é se assegurar que os membros da equipe, especialmente os que fazem parte do grupo do projeto, tenham um entendimento suficiente da metodologia. Por exemplo, aqueles que estão familiarizados com métodos analíticos avançados podem atribuir a variabilidade aos eventos pontuais tais como cortes de emergência, no entanto, o processo de limpeza de dados assegura que esse tipo de evento não influencie a análise.

Além do entendimento da metodologia, é imprescindível que haja um comprometimento da parte da equipe com revisões contínuas do desempenho energético. ENERGYMaestro fornece painéis de controle e relatórios para garantir aos operadores e membros da indústria de que o sistema seja adaptado com sucesso.

Existem várias vantagens na utilização dessa metodologia:

- A implementação relativamente rápida, normalmente menos de 6 meses.
- Não é necessário um investimento inicial de capital, o enfoque é de melhorar a gestão das operações.
- Método multi-disciplinar que combina a participação de pessoas com técnicas analíticas avançadas para se assegurar dos melhores resultados e potencialmente fornecem um melhor entendimento do processo.
- Estratégia em vários níveis, incluindo os operadores no projeto e, com isso, mudanças reais podem ser alcançadas.

A rede de vapor de Prayon inclui seis boilers que produzem vapor para oito departamentos independentes. A unidade opera uma turbina de vapor que produz eletricidade. Parte do vapor extraído da turbina é condensado ou enviado para o sistema de vapor do sítio. A rede de vapor não opera de maneira ideal causando um consumo extra de gás natural e uma baixa produção de energia.

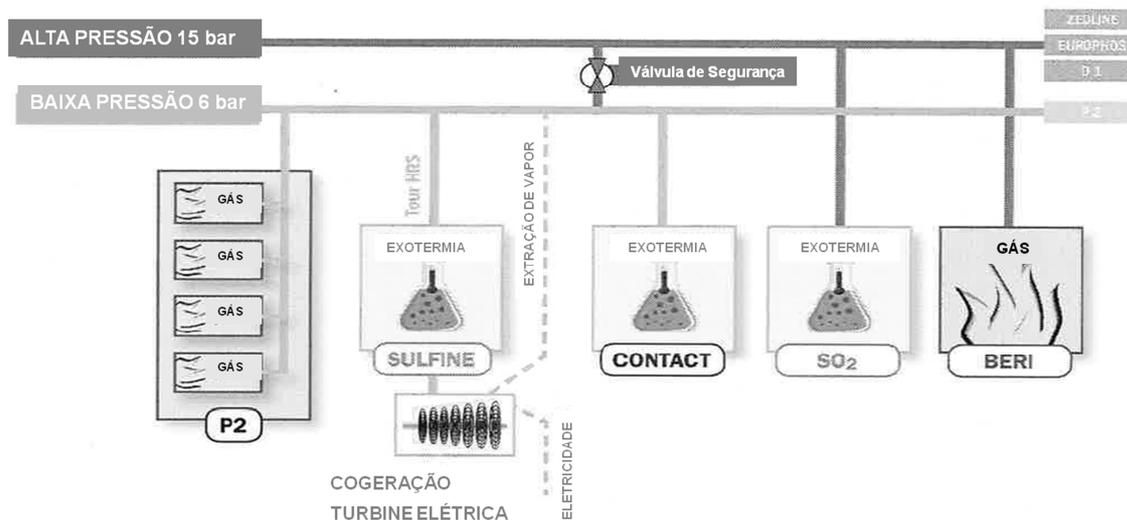


Figura 4. Fluxograma da rede vapor Prayon – Engis [5].

Em vista disso, Prayon pediu à PEPITE para otimizar a extração de vapor e minimizar o gasto global em energia (gás natural e eletricidade). A iniciativa deste projeto visaria proporcionar um processo de gestão energética mais vasto e, melhorar a comunicação entre os departamentos. O projeto incluiu 3 meses de trabalho e houve uma extensão de 6 meses devido aos agendamentos dos workshops, disponibilidade da equipe e, teste do modelo (offline e online).

3.1 Árvore de Causas

Depois dos workshops, aproximadamente 200 idéias de melhorias foram apresentadas por mais de 60 operadores de 5 departamentos.

Figura 4: A árvore de causas simplificada tem como finalidade de encontrar uma meta para a redução de vapor no momento da extração. Existem 3 ramos principais para este problema. Esses ramos incluem problemas relacionados a capacidade de extração de vapor, a capacidade da rede de vapor de baixa pressão e gestão global do problema.

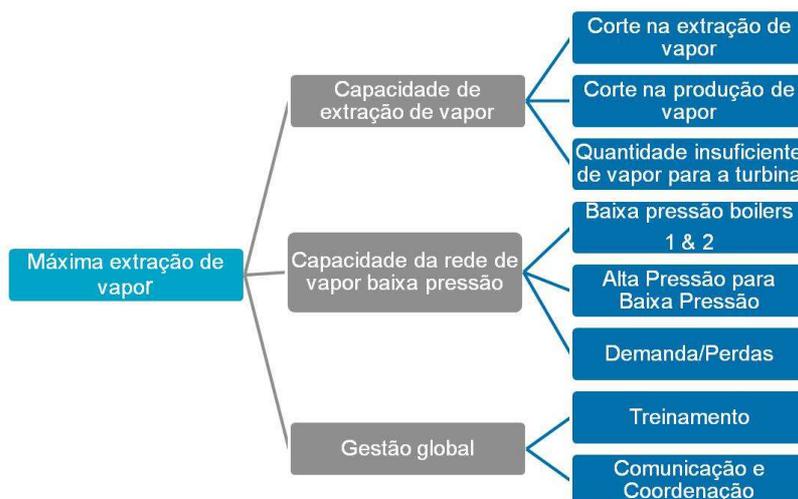


Figura 5. Árvore de Causas simplificada desenvolvida pelos brainstorming workshops com operadores para encontrar uma meta para a redução da extração de vapor [3,5].

3.2 Indicadores de Desempenho

O primeiro desafio foi desenvolver um indicador de desempenho que seria capaz de lidar com os principais problemas encontrados durante os workshops. É importante que cada indicador e a série de comandos possam ser definidos de maneira transparente.

Figura 5: Os valores da taxa de extração de vapor, da extração de vapor versus uma meta predefinida, e, dos set points da variável de controle são fornecidos em tempo real aos operadores. Uma discussão diária é feita pelos operadores após a análise dos indicadores. Seguindo os set points recomendados e fazendo uma revisão dos desafios diários há um aperfeiçoamento dos indicadores mensais (redução de custos, melhoria na média de extração de vapor e taxa de extração).

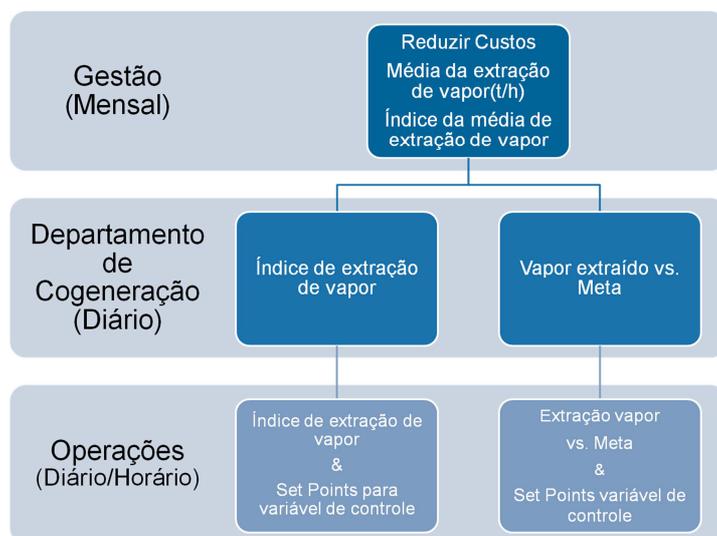


Figura 6. Indicadores de Chave de Desempenho estrutura para otimização da extração de vapor de nível do operador até gestor [3,5].

Após a definição dos indicadores de desempenho e das novas condições operacionais, existem dois meios de informar os resultados: painéis de controle e/ou relatórios. A Figura 6 mostra um exemplo de painel de controle programado na estrutura existente de Prayon. Este painel é utilizado para simplificar a gestão da extração de vapor. Na parte esquerda do gráfico, em verde, está a extração atual e, em amarelo a meta. Na parte direita, estão as produções requerida e o excedente de vapor do boiler.

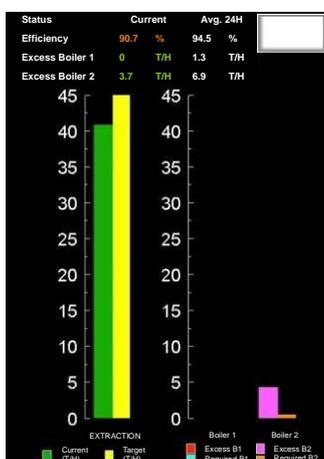


Figura 7. Painel de controle para a gestão da extração de vapor [3,5].

Os relatórios podem ser programados no sistema de informação existente da empresa (exemplos: Pi ou Wonderware) ou automaticamente usando o programa Excel. Um relatório diário de energia foi criado para o grupo de cogeração de Prayon. O relatório é percorrido durante as reuniões matutinas da produção. A Figura 7 mostra um relatório mensal que visa seguir o desempenho e as economias de energia alcançadas.

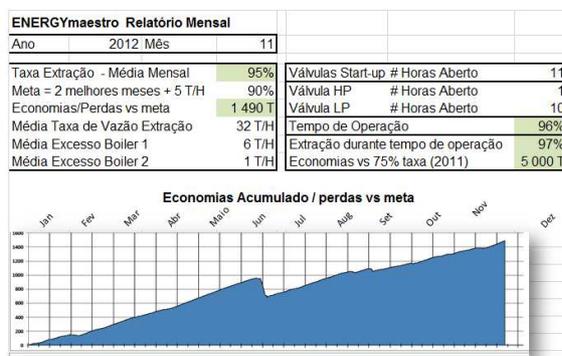


Figura 8. Exemplo de relatório mensal para a otimização da extração de vapor [3,5].

ENERGYMAESTRO EM 6 ETAPAS

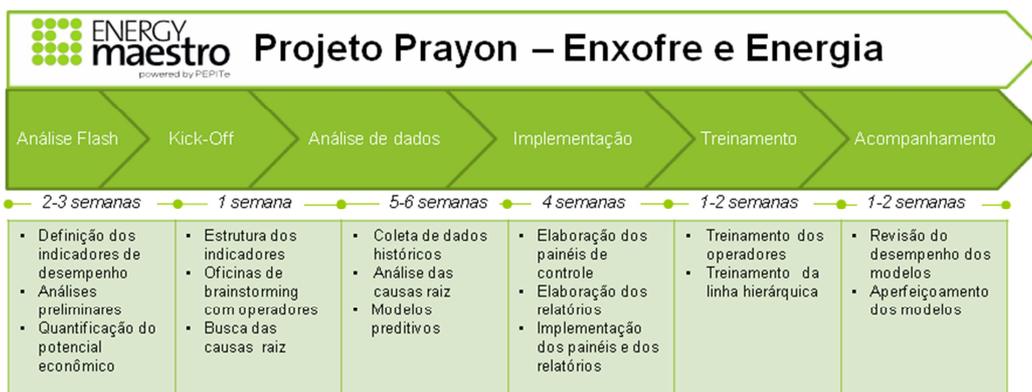


Figura 9. Diagrama de fluxo do projeto ENERGYMaestro desenvolvido para Prayon (Enxofre e Energia) [3,5].

Desde o desenvolvimento do projeto ENERGYMaestro em 2012, Prayon se beneficiou das seguintes vantagens:

1. Aumento de mais de 5 t/h de vapor extraído levando a uma redução do consumo de gás natural (ganho esperado 640.000 USD por ano) equivalente a 7000 ton de CO₂ por ano em consumo de gás ou seja 15% redução (Prayon 2015).
2. Melhores gestão e monitoramento da rede de vapor levando a uma redução de saída de vapor e um aumento da produção de eletricidade.
3. Comunicação entre as principais partes interessadas melhorou muito bem como a compreensão dos desafios energéticos ligados à instalação.
4. O sucesso do projeto convenceu a alta gerência dos benefícios de uma melhor gestão de energia – reforçou a função do grupo de energia.
5. Adotaram um relatório de estrutura similar para outros indicadores relacionados ao desempenho do departamento de cogeração.

4 CONCLUSÃO

A experiência com o projeto Prayon enfatiza a importância em envolver vários níveis organizacionais de uma empresa na metodologia ENERGYMaestro. É fundamental que os operadores sejam envolvidos logo no começo do projeto para atenuar os riscos na mudança de gestão. Além disso, a metodologia assegura que a EnMS seja adotada por todos os funcionários e promove uma cultura de eficiência energética.

Essa metodologia já foi implantada em vários tipos de indústria dentre as quais, papel e celulose, fertilizantes, concreto, química e; siderúrgica. Além disso, pode ser adaptada para otimizar consumo de água, áreas de qualidade e produtividade e; na área de manutenção preventiva. Como no caso de Prayon, os clientes participam na adaptação de outros indicadores de desempenho.

Controle de processos e flexibilidade podem ser considerados como vantagens indiretas devido a melhora no entendimento da energia. Acrescenta-se ao fato que a atual volatilidade do mercado de energia e, a instabilidade da rede elétrica criados pela integração das fontes renováveis, tais como aerogeradores, podem fazer com que a indústria desenvolva uma flexibilidade suficiente no consumo de energia permitindo-lhes responder a demanda de gestão e, potencializarem o aumento de suas receitas. Programas de melhorias contínuas aliados a princípios de fabricação enxutos que otimizam ativos correntes levam a ganhos de eficiência operacional sem investimentos de capital.

REFERÊNCIAS

- 1 IEA (International Energy Agency). CO₂ Emissions from Fuel Combustion Highlights. 2013 Edition. Disponível em: <http://www.iea.org/publications/freepublications/publication/co2emissionsfromfuelcombustionhighlights2013.pdf>
- 2 Gonce A, Somers K, Climate Change Special Initiative Energy Efficiency. 2010. Disponível em: https://www.mckinsey.com/~media/mckinsey/dotcom/client_service/Sustainability/PDFs/lean_green_manufacturing.ashx.
- 3 PEPITe. 2015. Disponível em: <http://www.pepite.be/>
- 4 DATAMAestro. 2013. Disponível em: <https://docs.mydatamaestro.com>
- 5 Prayon. 2015. <http://www.prayon.com/en/index.php>
- 6 PAW (predictive Analytics World). Predictive Analytics World from Manufacturing Conference. 2014. Disponível em: <http://www.predictiveanalyticsworld.com/mfg/2014/>
- 7 PJM. Fast Response Regulation Signal. 2015. Disponível em: <http://www.pjm.com/markets-and-operations/ancillary-services/mkt-based-regulation/fast-response-regulation-signal.aspx>