

Um Modelo Matemático para Prevenção e Correção de Parâmetros Físico-Químicos de uma Estação de Tratamento de Esgoto

Antonio Marcos Galvez Serra¹
Marcos Henrique de Paula Dias da Silva²

Gerenciamento de Resíduos Sólidos e Líquidos

Resumo

A prevenção e identificação de erros movimentam diversas pesquisas de cunho acadêmico e industrial, incentivando assim a busca e o desenvolvimento por ferramentas que auxiliem a identificação de falhas e reparo de erros oriundos do fator humano. Em estudos sobre o planejamento de melhorias para ETE, destaca-se a preferência por ajustes de controle de parâmetros em comparação ao desenvolvimento de atualizações estruturais, dado o custo e o tempo para sua implementação. Entre os benefícios da otimização na rotina de controle dos parâmetros, ocorre uma redução nos ciclos de processamento dos reatores, melhorando a eficiência da Estação, fatores que proporcionam uma melhor qualidade do efluente em termos de sólidos suspensos e DQO (Demanda Química de Oxigênio) e DBO (Demanda Bioquímica de Oxigênio) de material particulado, fatores estes, fiscalizados pela legislação brasileira ambiental CONAMA 430/2011. A presente pesquisa visa apresentar um modelo matemático desenvolvido para completar informações ausentes nos relatórios técnicos e corrigir erros de aproximação ou medições cometidos pela equipe de uma Estação de Tratamento de Esgoto.

Palavras-chave: Matemática Aplicada à Engenharia; Estação de Tratamento de Esgoto; Modelo Matemático; Correção de Erros.

¹Unesp – Faculdade de Engenharia de Bauru, toninhoexatas237@gmail.com

²Unicamp- IFGW, calibum@usp.br

INTRODUÇÃO

A prevenção e identificação de erros movimentam diversas pesquisas de cunho acadêmico e industrial, incentivando assim a busca e o desenvolvimento por ferramentas que auxiliem a identificação de falhas e reparo de erros oriundos do fator humano. Taheriyoun e Moradinejad (2014) realizam um estudo de confiabilidade de uma ETE (Estação de Tratamento de Esgoto) no qual seus resultados mostram que os fatores humanos têm o maior impacto no fracasso do sistema.

Em estudos sobre o planejamento de melhorias para ETE, destaca-se a preferência por ajustes de controle de parâmetros em comparação ao desenvolvimento de atualizações estruturais, dado o custo e o tempo para sua implementação. No contexto brasileiro, Campos (1999) afirma como benefício da otimização na rotina de controle dos parâmetros, uma redução nos ciclos de processamento dos reatores, melhorando a eficiência da ETE, a partir do aumento do volume de esgoto que a mesma consegue tratar e levando a uma menor perda de sólidos do efluente final. Fatores que proporcionam uma melhor qualidade do efluente em termos de sólidos suspensos e DQO (Demanda Química de Oxigênio) e DBO (Demanda Bioquímica de Oxigênio) de material particulado, fatores estes, fiscalizados pela legislação brasileira ambiental CONAMA 430/2011.

Objetiva-se descrever o processo de modelagem matemática desenvolvido para prevenir e corrigir eventuais erros de coleta realizados pelo corpo técnico de uma ETE.

METODOLOGIA

Devido à natureza prática desta pesquisa, este modelo buscou as solicitações do corpo técnico da empresa-alvo, composta principalmente por engenheiros e técnicos em química. Apesar de seus amplos conhecimentos sobre as relações físico-químicas e biológicas envolvidas nos processos de tratamento, tomavam por informações ausentes ou peculiares nos registros, uma grande dificuldade para revisar com precisão, se houve negligência nas estruturas locais das quais os fatores foram medidos. Entre as razões para a existência (ou falta) destes dados falhos, temos os erros de digitação, as condições climáticas atípicas, os registros ausentes no banco de dados, entre outros.

RESULTADOS E DISCUSSÃO

Em primeiro momento, se faz necessário a organização dos dados para seu tratamento. Separando-os em parâmetros por grupos de acordo com os processos de ação e reação observados. Descartando do estudo, informações que não possuam relevância ou não se modifiquem ao longo das medições. Então, removemos os parâmetros com poucas ocorrências, dado que o ajuste do modelo a estes dados com poucas ocorrências gerariam um resultado mais distorcido ou menos preciso, do que se considerarmos apenas os parâmetros que possuem uma frequência elevada. Finalizando a organização, buscamos erros de digitação a partir da extinção de possíveis *outliers*, o que aproxima a distribuição dos dados de cada parâmetro, das suas medidas de tendência central.

Já no tratamento dos dados, devido a observações realizadas em pesquisas de peso, relacionando a confiabilidade de modelos para ETE (NIKU, SCHROEDER, SAMANIEGO, 1979; NIKU, SCHROEDER, 1981), identifica-se que o comportamento Lognormal se enquadra bem a vários de seus parâmetros. Assim, cabe comparar dentre os parâmetros restantes, quais deles possuem uma distribuição do tipo Lognormal, adotando sua escala Logarítmica para estes casos. No passo seguinte, calcula-se a correlação entre os parâmetros de ação, visto que estes serão os fatores independentes no modelo de regressão e responsáveis pelos parâmetros após a reação do tratamento. O objetivo deste procedimento, é remover parâmetros que sejam fortemente correlacionados, pois estes afetarão negativamente o cálculo, distribuindo o real peso na reação, para parâmetros distintos, mas que na prática poderiam ser considerados equivalentes.

Selecionados os parâmetros de ação independentes, calcula-se as equações de regressão linear múltipla para cada parâmetro de reação (que são todos dependentes dos parâmetros de ação). Então, selecionamos aquelas com uma confiabilidade alta, dado que representarão melhor o sistema. Assim, sendo (φ_i, X) o i ésimo-parâmetro de reação coletado no dia X , que depende das constantes α_0 até α_n e dos parâmetros de ação G_1 até G_n referentes ao dia X , e dessa forma temos:

$$(\varphi_i, X) = \alpha_0 + \alpha_1 G_1(X) + \dots + \alpha_n G_n(X) + \epsilon_i$$

Dispondo destas equações de regressão, já é possível corrigir os parâmetros de reação ausentes. Dado que a equação de regressão prevê o comportamento dos parâmetros de reação, tomando para isto o conhecimento dos valores dos parâmetros de ação. Aplicamos de maneira direta, as equações calculadas para prever os valores de (α_i, X) e assim completar parte dos dados ausentes nos registros do corpo técnico. Apenas para reforçar a confiabilidade das previsões, quando calculado um parâmetro de reação ausente, calculamos também os outros parâmetros não ausentes, para comparar naqueles conhecidos, o quanto o modelo de regressão se afastou da realidade.

Com estas informações corrigidas, podemos avançar para o ponto principal deste método, ou seja, completar os parâmetros de ação ausentes. Dado que são variáveis independentes, inviabilizam o cálculo de quaisquer parâmetros de reação para o dia analisado, prejudicando assim a reconstrução daquele contexto em específico. Uma estratégia inicial era isolar nas equações obtidas, o parâmetro de ação ausente e calculá-lo diretamente. Contudo, esta solução deveria satisfazer ao mesmo tempo, todas as equações consideradas, não sendo mais um problema de 1º grau, e sim um sistema de equações de 1º grau com uma única incógnita.

$$G_z(X) = [\alpha_{00} - \alpha_{01}G_1(X) - \dots - \alpha_{0(z-1)}G_{(z-1)}(X) - \alpha_{0(z+1)}G_{(z+1)}(X) \dots - \alpha_{0n}G_n(X) - (\varphi_{0j}, X)] / \alpha_{0z}$$

$$G_z(X) = [\alpha_{10} - \alpha_{11}G_1(X) - \dots - \alpha_{1(z-1)}G_{(z-1)}(X) - \alpha_{1(z+1)}G_{(z+1)}(X) \dots - \alpha_{1n}G_n(X) - (\varphi_{1j}, X)] / \alpha_{1z}$$

...

$$G_z(X) = [\alpha_{k0} - \alpha_{k1}G_1(X) - \dots - \alpha_{k(z-1)}G_{(z-1)}(X) - \alpha_{k(z+1)}G_{(z+1)}(X) \dots - \alpha_{kn}G_n(X) - (\varphi_{kj}, X)] / \alpha_{kz}$$

Na prática, isto se mostrou impossível desde sistemas com duas equações. Uma estratégia adotada para contornar este procedimento, foi o relaxamento do sistema. Sugerimos que todos os parâmetros conhecidos pudessem ter sofrido um pequeno equívoco na sua coleta. Seja este equívoco de natureza humana, como falha na medição ou uma aproximação decimal, o que desencadeia sempre um erro. Mas também, estes equívocos podem ser de natureza do próprio sistema, como a não homogeneidade do material analisado, levando a amostra medida se distinguir muito da população. Então, procura-se identificar qual seja a menor variação que os dados “reais” precisam sofrer para $G_z(X)$ ser solução do sistema de equações. Nesta etapa, tomamos o algoritmo de otimização linear SIMPLEX, e determinamos como função minimizadora, a mínima diferença entre as

oscilações dos dados “reais” daqueles que satisfariam o sistema. Obtendo assim, como resultado o valor mais próximo possível dos dados recebidos, de modo que satisfaça com solução única, o sistema de equações lineares correspondentes aquele calculado pela regressão linear múltipla.

CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este estudo da matemática aplicada à engenharia pode ser combinado no desenvolvimento de outros procedimento de coleta sujeitos à erros e instrumentos de medição onerosos. Viabilizando a prevenção de alguns resultados pontuais quando estes são dependentes do restante do sistema e sugerir modificações gerais a todos os dados, que se apresentem como variáveis independentes na formação do sistema de equações.

REFERÊNCIAS

BARROS NETO, B.; SCARMINIO, I. S.; BRUNS, R. E. **Como fazer experimentos: pesquisa e desenvolvimento na ciência e na indústria**. Campinas, SP: Editora da Unicamp, 2001.

CAMPOS, J. R. **Tratamento de esgotos sanitários por processo anaeróbio e disposição controlada no solo**. Rio de Janeiro, ABES, 1999.

NIKU, S.; SCHROEDER, E. D.; SAMANIEGO, F. J. **Performance of Activated Sludge Processes and Reliability-Based Design**. Journal Water Pollution Control Federation, v. 51, n. 12, p. 2841-2857, 1979.

NIKU, S.; SCHROEDER, E. D. **Stability of Activated Sludge Processes Based on Statistical Measures**. Journal Water Pollution Control Federation, v. 53, n. 4, p. 129-143, 1981.

TAHERIYOUN, M.; MORADINEJAD, S. **Reliability analysis of a wastewater treatment plant using fault tree analysis and Monte Carlo simulation**. 2014.