SEMINÁRIO DE I.A.

Gustavo Molina de Souza Luis Marcello Moraes Silva Paulo Vitor de Queiroz Zanele

Prof. Dr. Geraldo Francisco Donegá Zafalon

APPLICATION OF NON-LINEAR REGRESSION ANALYSIS AND ARTIFICIAL INTELLIGENCE ALGORITHMS FOR PERFORMANCE PREDICTION OF HARD ROCK TBMS

Alireza Salimi, Jamal Rostami, Christian Moormann, Andrea Delisio (2016)

Agenda

Introdução

Fundamentação teórica

Desenvolvimento

Conclusão

- Em construção de túneis com rocha dura, se tornou padrão o uso de máquinas TBM.
- Necessidade de analisar o desempenho dessas máquinas
- Surgimento de diferentes modelos de previsão
- Divididos em dois grupos:
 - Modelos teóricos
 - Modelos empíricos

- Modelos teóricos:
 - Focam no estudo das forças da rocha em relação ao disco de corte
 - Encontrar equações de equilíbrio
 - Testes realizados em laboratórios
 - Taxa de penetração
 - Comportamento e fragmentação
 - Apresenta desvantagens
- Modelos empíricos

- Recentes análises sobre os túneis TBM
- Criação de um banco de dados
- Proposta do modelo QTBM
 - Análise de regressão não linear nos dados
 - Novos parâmetros de entradas
 - Porém, métricas importantes eram falhas
 - Carga de corte

- Em 2015, inclusão de inteligência artificial
- Queens Water Tunnel, em Nova York
- Tunelamento de rochas duras em Zagros, Irã
- Desenvolvimento de novas fórmulas empíricas
 - Regressão simples
 - Regressão múltipla não linear

- Utilização de técnicas de:
 - Otimização de enxames de partícula
 - Máquinas de vetores suporte
 - Sistema de inferência neuro-fuzzy adaptativo
- Em busca de:
 - Previsão da taxa de penetração da TBM
 - Avaliar tais modelos de desempenho
 - Comparação dos resultados



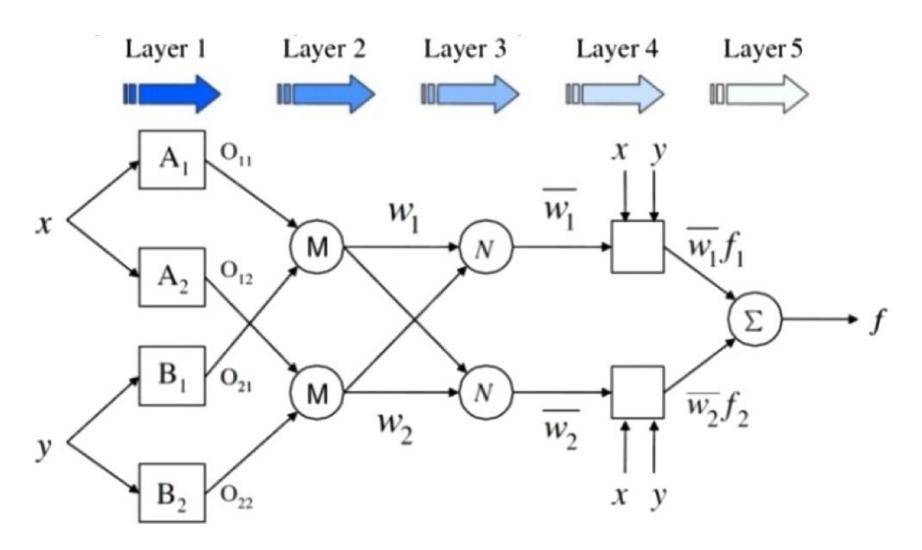
Fundamentação teórica

- Otimização por enxames de partícula
 - Baseada em padrões da natureza
 - Realiza a movimentação de partículas dentro do espaço de busca
- Máquinas de vetores suportes
 - Métodos de aprendizado supervisionado
 - Reconhecimento de padrões, para análises de regressão

Fundamentação teórica

- Sistema de inferência neuro-fuzzy adaptativo
 - Uma das primeiras arquiteturas
 - Processamento linguístico de um sistema de inferência
 - Capacidade de adaptação e aprendizagem
 - Encontrar parâmetros

Fundamentação teórica



Desenvolvimento

Sobre o túnel de Zagros

- O túnel de Zagros, possui cerca de 49km
- Regular o fluxo de água, para planícies sudoestes do país
- Local de escavação possui uma complexidade geológica
- A construção do túnel foi dividida em lotes:
 - Lote 1A(14km)
 - Lote 1B(9km)
 - Lote 2(29km)

Sobre o túnel de Zagros

- Profundidade média de 400m;
- Rota do túnel é localizada abaixo de um lençol freático;
- Estando acima cerca de 30m a 340m.

Bancos de dados de desempenho TBM

- Dados obtidos nos lotes 1B e 2
- Durante a pré-construção e na construção
- Propriedades das rochas e a condição de água subterrânea
- Torque, impulso aplicado, RPM e taxa de penetração

Bancos de dados de desempenho TBM

Por meio da análise, chegou às seguintes equações:

$$ROP = \frac{l_b}{t_b}$$

ROP - Taxa média de (1) penetração

$$P = \frac{ROP * 1000}{RPM * 60}$$

(2) P - Penetração por revolução

$$FPI = \frac{F_n}{P}$$

FPI - Índice de penetração no campo

Métodos de inteligência artificial

- Modelos baseados em Inteligência Artificial (IA) têm sido utilizados com sucesso por alguns pesquisadores para desenvolver modelos de previsão de desempenho das TBM (Alvarez Grima et al., 2000; Ghasemi et al., 2014; Mahdevari et al., 2014);
- Foram analisados dois métodos computacionais diferentes:
 - Inferência neuro-fuzzy (ANFIS);
 - Regressão vetorial de suporte (SVR).

Adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS)

- Combinação (rede neural e fuzzy) que fornece capacidades de previsão aprimoradas em comparação com o uso de uma única metodologia;
- Tornou-se popular na engenharia de rochas e solo, bem como na geologia de engenharia nos últimos anos (Gokceoglu et al., 2004; Yilmaz e Yuksek, 2009; Kucuck et al., 2011; Iphar, 2012).

Support vector regression (SVR)

- Novo tipo de SVR;
- Mapeia não-linearmente os dados originais x, em um espaço de caractere dimensional mais alto e faz então uma uma regressão linear neste espaço (Vapnik, 1998);
- O problema foi resolvido com o uso do conjunto de software de aprendizado de máquina Weka, desenvolvido na Universidade de Waikato (Witten et al., 2011).

Comparação

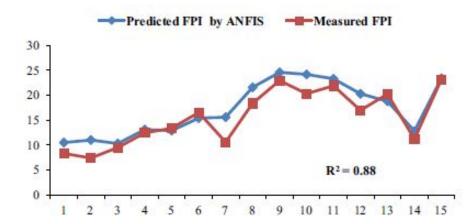


Fig. 11. Correlation coefficient for the ANFIS model for 20% test subsets.

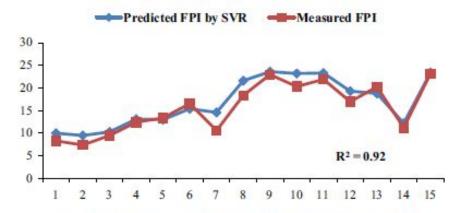


Fig. 12. Correlation coefficient for the SVR model for 20% test subsets.

Discussão e conclusões

 Uma comparação gráfica entre o FPI medido e o previsto na etapa de teste é mostrada na Figura 1, que indica que a previsão da SVR está mais próxima da FPI (Field Penetration Index) medida em contraste com a metodologia ANFIS.

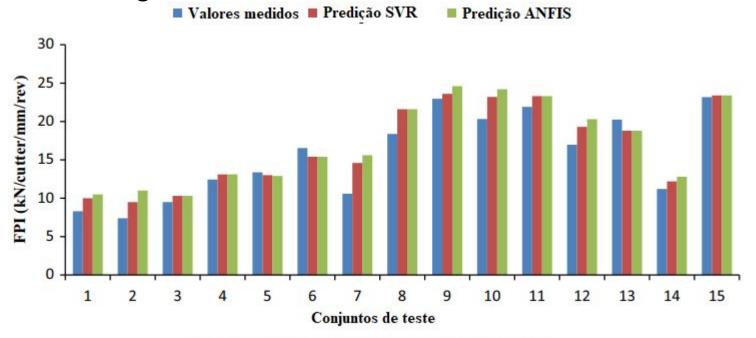


Fig. 14. Comparação entre os valores medidos e previstos

Discussão e conclusões

- Os parâmetros de entrada mais utilizados nos estudos anteriores para previsão do desempenho do TBM eram: resistência à compressão uniaxial da rocha intacta (usada por 70% dos modelos), distância e orientação das descontinuidades (usada por 50% dos modelos), o empuxo assumido por cortador (usado por 40% dos modelos) e o diâmetro da fresa (usado por 30% dos modelos);
- Foram utilizados conjuntos de dados limitados para previsão de desempenho com boa concordância em relação aos modelos anteriores.

Discussão e conclusões

- Neste estudo, foi possível a seleção dos parâmetros de entrada com impacto máximo na análise da TBM;
- O foco deste estudo foi avaliar a aplicabilidade de vários modelos de AI em um conjunto limitado de dados do desempenho do TBM;
- Um trabalho adicional está em andamento para expandir o banco de dados a fim de incluir outros tipos de rochas e condições operacionais e melhorar os modelos disponíveis para aplicações gerais.

Obrigado!