

## Proposta de uma arquitetura para sistemas de monitoramento de segurança de barragens<sup>\*</sup>

Murilo L. Fonseca<sup>\*</sup> Santiago D. Piovesan<sup>\*\*</sup> Giancarlo Marchesini<sup>\*\*\*</sup>  
Marcelo C. Nunes<sup>\*\*\*\*</sup> Gustavo Y. C. P. Coelho<sup>†</sup>

<sup>\*</sup> Instituto Senai de Inovação em Sistemas Embarcados, SC, (e-mail: murilo.fonseca@sc.senai.br).

<sup>\*\*</sup> Instituto Senai de Inovação em Sistemas Embarcados, SC, (e-mail: santiago.piovesan@sc.senai.br).

<sup>\*\*\*</sup> Instituto Senai de Inovação em Sistemas Embarcados, SC, (e-mail: giancarlo.m@sc.senai.br).

<sup>\*\*\*\*</sup> Instituto Senai de Inovação em Sistemas Embarcados, SC, (e-mail: marcelo.nunes@sc.senai.br).

<sup>†</sup> Instituto Senai de Inovação em Sistemas Embarcados, SC, (e-mail: gustavo.coelho@sc.senai.br).

---

**Abstract:** This work presents an architecture proposal for dam safety monitoring systems. It includes modules for data collection, processing, storage, analysis and availability. It seeks to reduce the design, development and application challenges of dam safety monitoring systems. A monitoring system was developed based on this proposal and applied at UHE Dona Francisca.

**Resumo:** Esse trabalho apresenta uma proposta de uma arquitetura para sistemas de monitoramento de segurança de barragens. Inclui módulos de coleta, tratamento, armazenamento, análise e disponibilização de dados. Busca diminuir os desafios de concepção, desenvolvimento e aplicação de sistemas de monitoramento de segurança de barragens. Um sistema de monitoramento foi desenvolvido a partir desta proposta e aplicado na UHE Dona Francisca.

*Keywords:* Dam Safety Monitoring; Dam Inspection; Systems Architecture; Intelligent Systems; Data Science Applications.

*Palavras-chaves:* Monitoramento de Segurança de Barragens; Inspeção de Barragem; Arquitetura de Sistemas; Sistemas Inteligentes; Aplicações de Ciência de Dados.

---

### 1. INTRODUÇÃO

A água é um recurso escasso e deve ser usada de forma eficiente em todos os aspectos. Corpos de água como barragens, lagos e lagoas desempenham um papel importante no armazenamento e distribuição da água de forma eficiente. A água armazenada é usada, por exemplo, para consumo, irrigação agrícola e geração de eletricidade. No entanto, os armazenamentos de grande porte (barragens) trazem consigo riscos à vida humana, riscos ambientais e riscos econômicos se houver extravasamentos não-controlados ou rupturas. Isso exige que as estruturas de armazenamento, os reservatórios e suas margens inclinadas, a fundação e as ombreiras das barragens sejam monitoradas e controladas de forma rotineira e frequente (Santos, 2019; Camargo, 2014).

Por isso, a instrumentação de controle e de auscultação é tão importante, para verificar se o desempenho esperado está sendo confirmado e para medir algo inicialmente não previsto. A instrumentação tem que ser considerada com o devido cuidado desde a instalação, havendo necessidade de seu correto entendimento e interpretação. Os dados

necessitam ser examinados e relatados com brevidade para serem efetivos (Machado, 2007).

As tecnologias atuais já permitem o uso de soluções para monitoramento da segurança de barragens, através do uso de sistemas que coletam, processam e disponibilizam as informações relevantes em tempo hábil para que riscos sejam percebidos com antecedência e que ações possam ser realizadas de forma antecipada (Pacheco et al., 2020; Bukenya et al., 2014).

Mesmo assim, em muitas barragens a aquisição dos dados de instrumentação ainda é realizada de forma manual, através da verificação de indicações dos instrumentos e anotação dos dados em planilhas, que são posteriormente utilizadas para a avaliação do comportamento e segurança da barragem.

Visando diminuir os desafios de concepção, desenvolvimento e aplicação de tecnologias de monitoramento de segurança de barragens, este trabalho descreve uma arquitetura que permite o desenvolvimento de sistemas de monitoramento capazes de fornecer uma resposta mais rápida aos fatores de risco geotécnicos, ambientais e hidráulicos, através da análise e fornecimento de dados dos diversos sensores instalados na barragem.

---

<sup>\*</sup> Este trabalho contou com o apoio financeiro da ANEEL, SENAI e EMBRAPPII.

A seção 2 apresenta os aspectos de coleta de dados considerados na concepção da arquitetura. A seção 3 mostra os tipos e fluxos de dados concebidos. A seção 4 traz os componentes e algoritmos propostos para a análise automática de dados. A seção 5 aponta os aspectos para a disponibilização de dados. Por fim, a seção 6 apresenta a arquitetura proposta, enquanto que a seção 7 mostra um exemplo de aplicação desta arquitetura em um sistema de monitoramento em uma barragem real.

## 2. COLETA DE DADOS

Em uma barragem há uma ampla rede de instrumentação para o monitoramento da condição e segurança, com sensores instalados na área externa e na área interna (em galerias dentro do maciço de barramento em concreto que retém a água da barragem), composta por:

- Extensômetros múltiplos: medem as deformações da fundação ao longo do ciclo de vida da estrutura (construção, enchimento do reservatório e operação);
- Pêndulos diretos: medem os deslocamentos horizontais da crista (parte superior da barragem) em relação à galeria de inspeção/drenagem;
- Medidores triortogonais de junta: medem os deslocamentos relativos entre os blocos de concreto que formam a barragem;
- Medidores de vazão dos drenos e das infiltrações: medem a água do sistema de drenagem da barragem;
- Piezômetros (corda vibrante e tubo aberto): medem as pressões hidráulicas devido ao fluxo de água que passa pela fundação da barragem.

Desta forma, a coleta de dados deve considerar os diversos sensores instalados na barragem e as particularidades do ambiente. Alguns sensores possuem meios de comunicação para o envio de seus dados, mas há diferentes redes de comunicação, com diferentes tecnologias para a comunicação de dados. Outros sensores não possuem meios de comunicação e a medição é realizada de forma manual por técnicos de instrumentação industrial, de forma que as medições estão sujeitas a erros de leitura e inserção de dados.

Assim, a inclusão de um sistema de monitoramento deve considerar que parte dos dados virá de leituras automáticas e outra parte de leituras manuais. Desta forma, é proposto dividir a coleta de dados em módulos, conforme será apresentado a seguir.

### 2.1 Medições Automáticas

Deve-se considerar que as tecnologias de comunicação utilizadas para medições de dados são variadas, de forma que se propõe dividir a arquitetura em componentes de acordo com o protocolo de comunicação utilizado. Desta forma, cada componente é especializado em um protocolo específico e responsável por coletar os dados de todos os sensores que utilizam o mesmo protocolo. Por exemplo, é possível implementar um componente *Profibus*, outro *Modbus TCP* e outro *OPC-UA*, cada um responsável por realizar a leitura em sensores de um determinado protocolo de comunicação e salvar no Módulo de Armazenamento, que será apresentado na próxima seção.

### 2.2 Medições Manuais

As medições manuais são realizadas por técnicos de instrumentação industrial e possuem periodicidade variável de acordo com o tipo de sensor. Assim, se propõe dividir a arquitetura em dois componentes relacionados às medições manuais:

- *Loader*: componente responsável por percorrer sequencialmente planilhas de dados, ler sequencialmente as novas linhas de dados e carregar no banco de dados. Usado em situações em que é mantido o processo de leitura manual realizado pelo técnico de instrumentação industrial, em que ele anota as medições em papel e depois as digita em planilhas eletrônicas;
- Interface *mobile*: componente responsável por fornecer uma interface que permita inserir dados de cada sensor individual e transferir os mesmos a um servidor quando o técnico de instrumentação industrial retornar à sala de controle da hidrelétrica, já que os locais de medição manual não possuem rede de comunicação disponível. Usado em situações em que as medições realizadas serão anotadas em um *smartphone* ou *tablet*;

## 3. TRATAMENTO E ARMAZENAMENTO DE DADOS

É preciso considerar que existirão dados de diferentes sensores, vindos de leituras manuais ou leituras automáticas. O tipo e a quantidade de variáveis medidas, calculadas e constantes são diferentes dependendo do tipo de sensor. Assim, é proposto dividir os dados disponíveis na barragem em três tipos:

- Primários: valores obtidos diretamente do sensor. Em leituras manuais, serão os dados de medição obtidos pelo técnico de instrumentação industrial. Em leituras automáticas, serão os dados de medição que o sistema obtém do sensor;
- Convertidos: valores em unidades de engenharia, como deslocamento (mm), poropressão (kPa) e vazão ( $m^3/s$ ). São calculados a partir dos dados Primários e equações de cada sensor. Utilizados pela equipe de engenharia para visualização, comparação e análise;
- Constantes: equações que convertem os dados Primários em dados Convertidos, tendo valores distintos para cada sensor. Esses valores irão mudar a cada calibração ou troca do sensor.

Desta forma, para cada sensor da barragem serão armazenados os seus dados Primários, suas Constantes e seus dados Convertidos.

Além disso, é necessário considerar que medições incorretas podem ocorrer, tanto devido à desatenção do técnico de instrumentação industrial, como por um mau funcionamento do sensor ou equipamento de medição. Quando isso ocorrer, deverá ser possível fazer correções nos dados. Porém, como as barragens são estruturas críticas, é necessário criar um procedimento que permita realizar a auditoria dos dados e a rastreabilidade de mudanças. Desta forma, é proposto dividir os dados Primários em três partes:

- Sensor: armazena o valor registrado na primeira medição, não podendo ser alterado. É o dado enviado

por cada sensor em caso de leituras automáticas e o dado inserido no sistema para cada sensor pelo técnico de instrumentação industrial em caso de leituras manuais. Como não podem ser alterados, auxiliam em auditorias e investigações em caso de desastres;

- Técnico: valor da leitura manual aprovado pelo técnico de instrumentação industrial. Normalmente, terá o mesmo valor do dado armazenado na parte de Sensor. Porém, caso o técnico perceba que realizou algum erro de medição ou de digitação, ele poderá atualizar esse valor. Após a revisão e aprovação do técnico, os dados das medições manuais estarão disponíveis para a equipe de engenharia e os dados armazenados na parte de Técnico não poderão mais ser alterados. Como só podem ser alterados pelo técnico de instrumentação industrial antes do envio à equipe de engenharia, permitem que correções sejam realizadas assim que as medições são realizadas, sem perder a rastreabilidade de mudanças;
- Engenheiro: valor aprovado pela área de engenharia e usado nas visualizações e análises. Como é a equipe de engenharia que é responsável pela segurança da barragem, eles são os últimos revisores dos dados. É possível alterar os dados dessa parte quantas vezes for necessário.

Em relação ao fluxo de cálculo dos dados de leituras manuais, o técnico de instrumentação industrial insere os dados, que são armazenados em dados Primários na parte de Sensor e copiados para a parte de Técnico e para a parte de Engenheiro. Caso o técnico de instrumentação industrial faça alguma correção, os novos valores são armazenados em Primários na parte de Técnico e replicados para a parte de Engenheiro. Quando o técnico de instrumentação industrial aprova os dados inseridos, os dados Convertidos são calculados.

Em relação ao fluxo de cálculo dos dados de leituras automáticas, os dados já são inseridos em dados Primários na parte de Sensor e copiados para a parte de Engenheiro, em seguida os dados Convertidos já são calculados assim que os dados são inseridos no sistema, já que não é necessária uma aprovação prévia.

Caso a equipe de engenharia perceba que alguma medição está incorreta, poderá alterar o dado, sendo que o novo valor será armazenado em dados Primários na parte de Engenheiro e em seguida será refeito o cálculo dos dados Convertidos.

A Figura 1 mostra um exemplo do fluxo de revisão de dados. Neste exemplo, em Constantes está armazenada uma equação que multiplica o valor do dado primário por 2. Na primeira medição foi registrado o valor de 10. Em seguida, o técnico de instrumentação industrial fez uma alteração para o valor 15 e aprovou sua medição. O sistema automaticamente calculou o valor dos dados Convertidos para 30 usando a equação em Constantes. Por fim, um engenheiro percebeu que havia um problema nos dados e fez uma alteração para o valor 20 e o sistema recalculou o valor dos dados Convertidos para 40.

Assim, o armazenamento contém os valores da primeira medição, da aprovação pelo técnico de instrumentação industrial e do último valor revisado pela equipe de en-

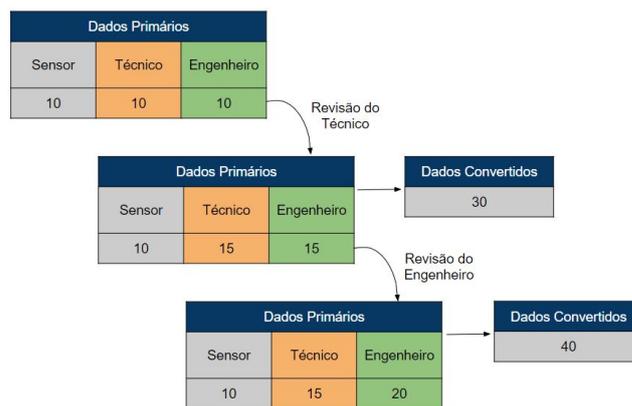


Figura 1. Exemplo de fluxo de revisão de dados.



Figura 2. Análise de dados.

genharia, permitindo a rastreabilidade de mudanças. No exemplo acima, caso não houvessem alterações as três partes de dados Primários teriam o mesmo valor de 10 e os dados Convertidos teriam o valor de 20.

#### 4. ANÁLISE DE DADOS

Para a análise de dados é proposto o desenvolvimento de diferentes componentes, cada um para uma função específica, englobando algoritmos estatísticos ou de *machine learning*.

A Figura 2 mostra as camadas propostas para o módulo de análise de dados. A primeira camada atua nos dados Primários, sendo responsável pela detecção de erros de digitação, causadas por leitura indevida do operador humano. A segunda camada atua nos dados Convertidos de cada sensor individual, responsável pela detecção de anomalias individuais nos valores de medição e a verificação de atingimento de níveis pré-definidos nas medições realizadas (Limites). Por fim, a terceira camada realiza o agrupamento dos dados Convertidos dos sensores e realiza a detecção de comportamentos novos (novidades), ou seja, valores inéditos considerando grupos de sensores divididos por critérios pré-estabelecidos, como por exemplo, a localização geográfica na barragem. Esta última camada também realiza a detecção da movimentação da barragem e a previsão de dados.

A seguir serão apresentados os componentes do módulo de análise de dados na arquitetura proposta.

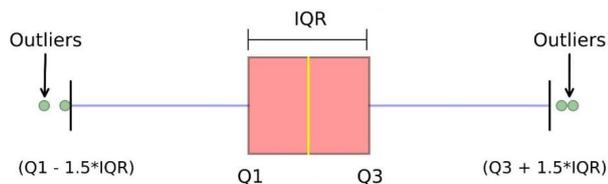


Figura 3. Gráfico de caixa.

#### 4.1 Digitação e Anomalias Individuais

Um histograma revela muitas informações sobre o centro, propagação, pico, assimetria, como também a presença de *outliers* de um conjunto de dados. Um gráfico de caixa (Figura 3) pode descrever a menor observação não atípica (mínimo), quartil inferior, mediana, quartil superior e maior observação não discrepante (máximo). As partes inferior e superior da caixa são chamadas dobradiças da caixa, que são o primeiro (Q1) e o terceiro (Q3) quartis, sendo a banda dentro da caixa o segundo quartil (Hasani, 2017; Menon and Williamson, 2018; Rousseeuw and Hubert, 2018).

O comprimento da caixa é o intervalo interquartil (IQR). Os comprimentos dos bigodes que se estendem das dobradiças são definidos como  $\pm 1,5 * IQR$ , a menos que os valores mínimo e máximo sejam alcançados, quando *outliers* são excluídos (Fu et al., 2016; Thirumalai et al., 2017). Os *outliers* são mostrados como pontos separados fora dos bigodes, que é chamado de “*outlier moderado*” localizado entre  $\pm 1,5 * IQR$ , enquanto para  $\pm 3 * IQR$  é considerado “*outlier extremo*”.

É proposto utilizar algoritmos de quartil para o componente de detecção de erros de digitação e para o componente de detecção de anomalias individuais (variações bruscas).

A leitura manual dos sensores pode conter erros de digitação, que em sua maioria são erros de vírgula ou um número que torna a medida completamente infiel à realidade da barragem (por exemplo, uma medição que era 20,0 mm, se torna 200,0 mm). A solução é utilizar um algoritmo de quartil para detectar esses dados anômalos frente ao histórico que o sensor apresentou ao longo dos anos. O funcionamento do algoritmo envolve o cálculo dos quartis superiores e inferiores da série histórica de cada sensor e caso o sensor tenha ultrapassado algum desses valores, é marcado como um erro de digitação desta leitura. É necessário ajustar a sensibilidade do algoritmo para cada sensor, pelo fato dos sensores serem lidos com periodicidade diferente e possuir uma distribuição distinta da sua população de medidas.

A detecção de anomalias individuais ocorre quando, calculado um dado convertido de um determinado sensor, este apresenta um valor fora dos intervalos interquartis da série temporal em cinco anos de dados históricos. É interessante aplicar um quartil móvel, devido à instabilidade da tendência de vários sensores, que podem ainda não ter atingido um regime permanente de movimentação. Para sensores que são lidos com frequências menores deve ser

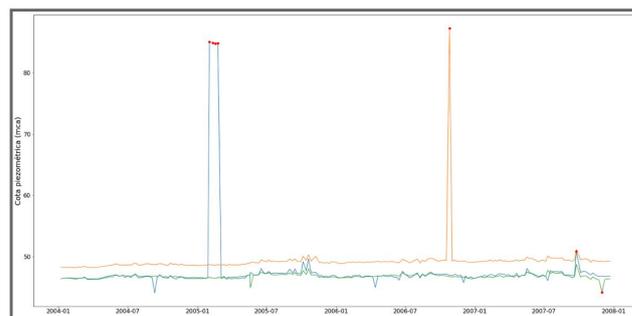


Figura 4. Anomalias detectadas através de quartil.

aplicado um algoritmo de quartil sem a variável móvel de deslocamento, devido à pouca quantidade de dados.

A Figura 4 mostra um exemplo de anomalias detectadas através de quartil, destacadas por um círculo preenchido em vermelho no gráfico.

#### 4.2 Limites

Para cada sensor, há limites de projeto que foram pré-definidos pela equipe técnica de geotecnia. O algoritmo funciona comparando os valores de medição com intervalos de valores estabelecidos para cada sensor para operação em normalidade, alerta e atenção.

#### 4.3 Novidades

Ao contrário da detecção por quartil, que permite uma análise unidimensional das variações bruscas de sensores na barragem, a de comportamentos novos apresenta um caráter multidimensional, ou seja, a análise é em relação a múltiplos sensores divididos por critérios pré-estabelecidos, como por exemplo, a localização geográfica na barragem.

Uma característica da Máquina de Vetores de Suporte (*Support Vector Machine - SVM*) é utilizar clusters de dados e correlações não conhecidas das séries temporais, para definir as suas anomalias, sendo ideal para a detecção de novos comportamentos.

Muitas aplicações requerem a capacidade de decidir se uma nova observação pertence à mesma distribuição das observações existentes (é um *inlier*) ou deve ser considerada diferente (é um *outlier*). Frequentemente, essa capacidade é usada para limpar conjuntos de dados reais ou detectar anomalias em sistemas e séries temporais. Duas importantes distinções devem ser feitas:

- Detecção de *outliers*: os dados de treinamento contêm *outliers* que são definidos como observações distantes umas das outras. Os estimadores de detecção de *outliers*, portanto, tentam ajustar as regiões onde os dados de treinamento estão mais concentrados, ignorando as observações de desvio;
- Detecção de novidades: Os dados de treinamento não estão poluídos por *outliers* e há o interesse em detectar se uma nova observação é *outlier*. Nesse contexto, um *outlier* também é chamado de novidade.

A detecção de *outlier* e a detecção de novidade são usadas para detecção de anomalias, onde se está interessado em

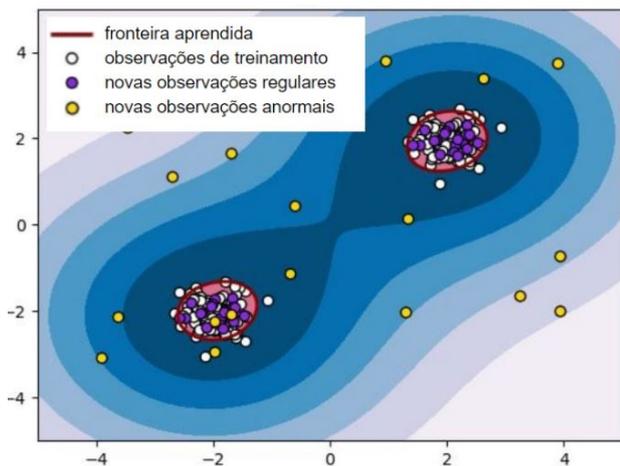


Figura 5. Detector de novidades.

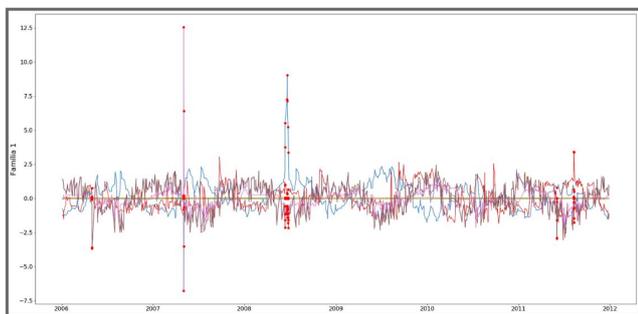


Figura 6. Comportamentos novos encontrados por SVM.

detectar observações anormais ou incomuns. A detecção de *outlier* é também conhecida como detecção de anomalia não supervisionada e a detecção de novidade como detecção de anomalia semi-supervisionada (Schölkopf et al., 2001; Gardner et al., 2006; Ma and Perkins, 2003).

Neste contexto da detecção de *outliers*, eles não podem formar um cluster denso, pois os estimadores disponíveis assumem que os *outliers* estão localizados em regiões de baixa densidade (Clifton et al., 2014).

Ao contrário, no contexto de detecção de novidades, eles podem formar um cluster denso, desde que estejam em uma região de baixa densidade dos dados de treinamento, considerada normal neste contexto, como mostrado na Figura 5.

Desta forma, o algoritmo SVM se apresenta como um algoritmo que aprende uma função de decisão para detecção de novidades, ou seja, classifica novos dados como semelhantes ou diferentes do conjunto de treinamento. A Figura 6 mostra um exemplo de novos comportamentos encontrados em um grupo de sensores, caracterizados por suas séries temporais, detectados através do SVM, destacados por um círculo preenchido em vermelho no gráfico.

#### 4.4 Movimentação

O algoritmo de detecção de movimentação da barragem utiliza a interpretação da equipe de engenharia em analisar os sensores de movimentação (extensômetros, pêndulos e medidores triortogonais) espalhados em toda a sua extensão. O objetivo é detectar como a barragem está se

movendo, por exemplo, com o nível do lago alto é esperado que toda a barragem se desloque a jusante.

A barragem deve ser dividida em regiões, que se comportam ou se movimentam independentes das outras regiões e a análise deve ocorrer nos sensores instalados de cada região. As movimentações ocorrem nas direções entre montante e jusante, entre ombreira direita e ombreira esquerda, entre recalque da fundação e concreto.

O funcionamento do algoritmo se baseia na derivada do conjunto das séries temporais dos sensores considerados. Pela análise do corpo técnico, a movimentação da barragem se deve à diferença entre uma leitura e a anterior, ou seja, se a diferença for positiva (+), significa que uma determinada região da barragem está indo para uma direção, e caso seja negativa (-), outra direção. Para fazer a análise conjunta dos sensores, deve-se utilizar a média das séries temporais dos sensores, seguido pelo cálculo da derivada desta série temporal.

#### 4.5 Previsão

O algoritmo de previsão proposto objetiva prever o vertimento na barragem e o nível do rio a jusante com base nestas informações:

- Afluência: vazão que chega na barragem;
- Vertimento: vazão liberada pelo reservatório através do vertedouro;
- Turbina: vazão que passa através das turbinas para geração de energia elétrica;
- Nível: nível de água da barragem.

Para prever o nível e vertimento é proposto utilizar um modelo baseado em regressão denominado *Support Vector Regression* (SVR) (Smola and Schölkopf, 2004; Pontil and Verri, 1998; Drucker et al., 1996). Os procedimentos de regressão têm como objetivo encontrar uma função  $f(x)$  que possui o menor desvio entre as respostas previstas e as experimentalmente observadas para todos os exemplos de treinamento.

Uma das principais características da SVR é que, em vez de minimizar erros de treinamento, a SVR tenta minimizar o limite de erro associado a fim de obter desempenho generalizado. Este erro é a combinação do erro de treinamento e um termo de regularização que controla a complexidade do espaço de hipóteses.

Algoritmos baseados em Vetores de Suporte (SV) são utilizados para resolver problemas de restrições quadráticas onde uma função objetivo convexa para minimização é dada por uma combinação de funções de custo com um termo de regularização (norma dos pesos).

O modelo produzido pela classificação depende apenas de um subconjunto do treinamento de dados, pois a função de custo para a construção do modelo não se importa com os pontos de treinamento que estão além de uma certa margem.

Analogamente, o modelo de regressão depende apenas de um subconjunto dos dados de treinamento, pois a função de custo para a construção do modelo ignora todos os dados de treinamento que estão próximos ao modelo de predição.

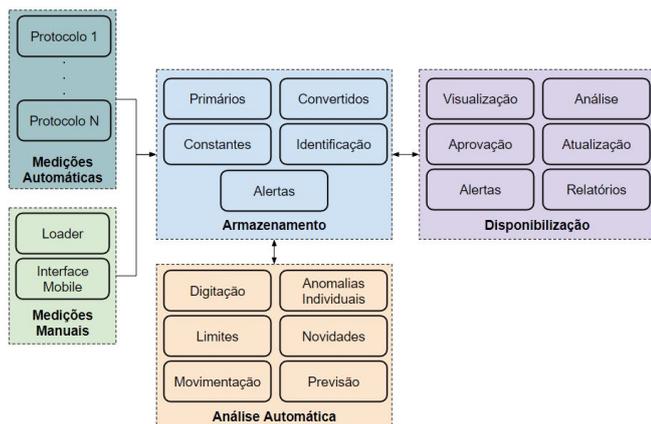


Figura 7. Arquitetura proposta.

## 5. DISPONIBILIZAÇÃO DE DADOS

Normalmente, a equipe de engenharia é responsável por diversas barragens, devendo emitir relatórios mensais sobre a situação das mesmas. Assim, os sistemas devem facilitar a análise de dados, identificação de problemas e a escrita de relatórios.

Desta forma, a arquitetura deve conter módulos de disponibilização de dados para os técnicos e engenheiros, com funcionalidades de visualização, aprovação e edição de dados, além da visualização de alertas.

## 6. ARQUITETURA PROPOSTA

Com base no que foi apresentado nas seções anteriores, a arquitetura proposta é mostrada na Figura 7.

A parte de coleta de dados é dividida em um módulo de medições automáticas e outro de medições manuais. As medições automáticas podem ter diversos componentes independentes, cada um implementa um protocolo de comunicação específico, sendo responsável por coletar e armazenar dados dos sensores que implementam o mesmo protocolo.

Já para as medições manuais é proposto um módulo de *Loader* usado em situações em que é mantido o processo de leitura manual realizado pelo técnico de instrumentação industrial, em que ele anota as medições e depois as digita em planilhas eletrônicas que devem ser carregadas para o armazenamento. Como outra opção, pode-se utilizar um módulo de Interface *mobile* usado em situações em que o técnico de instrumentação industrial anota as medições diretamente em um *smartphone* ou *tablet*.

Para a parte de tratamento e armazenamento de dados é proposto o armazenamento de dados Primários, que são os valores obtidos diretamente dos sensores. Esses dados devem ser divididos nas partes de Sensor, Técnico e Engenheiro, permitindo a edição dos mesmos mantendo a rastreabilidade de mudanças. Deve-se ainda armazenar dados relativos à Constantes, que são equações de cada sensor que transformam os dados Primários em dados Convertidos, que são as medições em unidades de engenharia, permitindo a visualização, comparação e análise dos dados.

Ainda, devem ser armazenadas informações de identificação, ou seja, referências para cada sensor, incluindo o



Figura 8. UHE Dona Francisca.

nome, tipo, modo de operação (manual ou automático) e localização na barragem. Por fim, devem também ser armazenados os resultados do módulo de análise de dados em Alertas.

A parte de análise de dados é dividida em diferentes componentes, que detectam erros de digitação, anomalias individuais, valores fora de limites definidos, novos comportamentos de grupos de sensores, movimentações da barragem e previsões de dados. A análise de dados deve ocorrer de forma automática, após a coleta de dados (manuais e automáticos), sendo que os seus resultados são salvos no módulo de armazenamento.

Por fim, a arquitetura possui uma parte de disponibilização de dados aos técnicos e engenheiros, através de módulos de visualização, aprovação e atualização de dados.

Cabe ressaltar que na arquitetura proposta não há exclusão de dados de medição e anomalias identificadas são demonstradas aos técnicos e engenheiros através de módulos de visualização de alertas. A equipe de engenharia da barragem continua responsável por analisar os dados, identificando situações normais e anômalas (erros e ruídos de medição ou indícios de ruptura).

## 7. EXEMPLO DE APLICAÇÃO

Um sistema de monitoramento com esta arquitetura foi desenvolvido durante o projeto Barragem 4.0 (Simões et al., 2021) e está em operação na UHE Dona Francisca (Figura 8), que é uma das usinas hidrelétricas situadas no Rio Jacuí, localizada entre as cidades de Agudo e Nova Palma, no estado do Rio Grande do Sul, Brasil. A hidrelétrica conta com uma capacidade de geração de 125 MW, equivalente ao abastecimento energético de uma cidade de 250.000 habitantes. O barramento foi construído em CCR (Concreto Compactado com Rolo), com corpo da barragem e vertedouro de soleira livre divididos em 36 blocos com comprimento médio de 20 m, e um comprimento total de aproximadamente 660 m. A altura máxima é de 63 m. A inauguração da usina ocorreu em maio de 2001.

A barragem possui uma ampla rede de instrumentação para o monitoramento da fundação e da estrutura, com cerca de 812 instrumentos localizados nas galerias e na casa de força da barragem, abrangendo extensômetros múlti-



Figura 9. Regiões da barragem.

plos, pêndulos diretos, medidores triortogonais de junta, piezômetros (corda vibrante e tubo aberto) e medidores de vazão (drenos e infiltrações). Destes, 42 sensores são lidos através de equipamentos que concentram os dados de sensores de uma mesma região e os enviam por *Modbus-TCP* para um servidor central. Alguns sensores se comunicam com o servidor através de um protocolo proprietário e o restante não possuem meios de comunicação, sendo que as leituras são realizadas de forma manual.

Desta forma, foram implementados dois componentes de medição automática de dados, um para cada um dos protocolos de comunicação existentes na barragem. A leitura de dados ocorre a cada hora. Ainda, foi implementado o *Loader* como componente de medição manual.

A parte de tratamento e armazenamento de dados foi implementada com todos os seus componentes, em um banco de dados relacional com tabelas divididas por tipos de dados e tipos de sensores. Foi ainda realizada a carga de dados históricos desde o início da operação da barragem.

A parte de análise de dados também foi implementada com todos os componentes propostos. Para análise de novidades, os sensores foram agrupados em diferentes combinações, considerando o local de instalação e tipos, totalizando 76 grupos diferentes.

Para a análise de movimentação, a barragem foi dividida em quatro regiões (ombreira direita, vertedouro, crista e ombreira esquerda), ilustradas na Figura 9. As possibilidades de movimentação são as direções Horizontais (H), Verticais (V) e Transversais (T), tendo sido escolhidos os extensômetros, medidores triortogonais e pêndulos como sensores para esta análise.

A Figura 10 mostra os resultados para a previsão de nível para 24 horas. O algoritmo apresentou um erro quadrático médio abaixo de 15 cm do nível do reservatório para 75% das previsões. A Figura 11 mostra os resultados para a previsão de vertimento para 24 horas. O algoritmo apresentou um erro quadrático médio abaixo de 14,6 m<sup>3</sup>/s de vazão para 75% das previsões.

Por fim, diferentes telas foram desenvolvidas para permitir a interação dos técnicos e engenheiros com o sistema de monitoramento (Figura 12).

A Figura 13 apresenta um exemplo de medição de um grupo de sensores. Na esquerda do gráfico os dados são mais constantes, pois são de medições manuais antes da instalação do sistema, realizadas com uma periodicidade maior. Na direita são os dados de medições automáticas (média das medições realizadas a cada hora por dia). É possível perceber que os dados na direita possuem muito mais oscilações devido a menor periodicidade de medição.

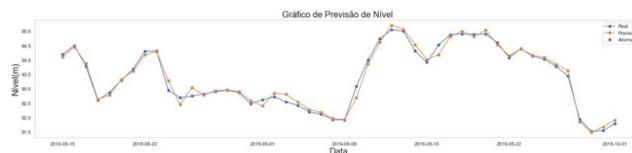


Figura 10. Previsão de nível (laranja) e nível real (azul).

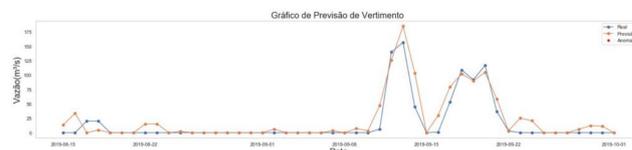


Figura 11. Previsão de vertimento (laranja) e vertimento real (azul).

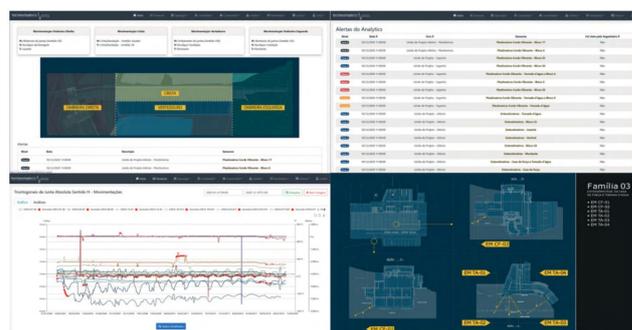


Figura 12. Exemplos de telas disponibilizadas no sistema.

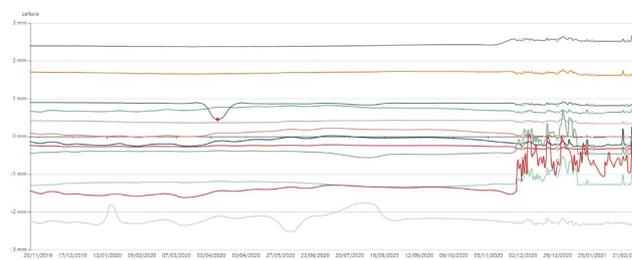


Figura 13. Exemplo após a instalação do sistema.

Cabe ressaltar que o sistema desenvolvido, embora esteja instalado e operacional na barragem, está em uma fase de avaliação em que seus resultados são acompanhados pela equipe de engenharia. Com o monitoramento frequente de dados, variações de medições são percebidas de forma mais frequente, podendo ser a base para a criação de novos algoritmos para alertas e análises, além de ajustes no sistema.

## 8. CONCLUSÃO

Este trabalho apresentou uma arquitetura para sistemas de monitoramento de segurança de barragens. Busca diminuir os desafios de concepção, desenvolvimento e aplicação de sistemas de monitoramento de segurança de barragens. Apresenta como principais características:

- Modularidade: a arquitetura é dividida em diferentes módulos independentes, que podem ser implementados a partir das características de cada barragem. Por exemplo, diferentes módulos de medição e análise de

- dados podem ser implementados de forma independente e de acordo com necessidades específicas;
- Interoperabilidade: a arquitetura prevê a leitura de sensores com diferentes protocolos de comunicação;
  - Rastreabilidade de dados: a arquitetura divide os dados em diferentes tipos e estabelece um fluxo que permite tanto a edição por diferentes funções (técnicos de instrumentação industrial e equipe de engenharia), como a rastreabilidade de mudanças;
  - Detecção de anomalias: a partir de componentes que implementam diferentes algoritmos, apresenta opções para detecção de erros de digitação, detecção de anomalias individuais e em grupos de sensores;
  - Detecção de movimentação e previsão de nível e vertimento: implementa algoritmos que possibilitam inferir a movimentação da barragem e realizar a previsão de nível e vertimento, auxiliando o trabalho da equipe de engenharia;
  - Disponibilização de dados: a arquitetura prevê o desenvolvimento de diferentes funcionalidades de interface aos técnicos e engenheiros do sistema.

Como trabalhos futuros, sugere-se:

- Expansão dos algoritmos de previsão: desenvolvimento de módulos de previsão de dados de outros sensores, sinalizando situações de risco de forma antecipada;
- Integração com o PAE (Plano de Ação Emergencial da barragem): criação de um módulo de integração com o PAE, permitindo a identificação de situações de risco e o aviso para a defesa civil e a população a jusante da barragem de forma automática;
- Integração com a Operação: criação de um módulo de integração dos dados de medição de segurança com dados da operação da barragem (geração de energia elétrica), permitindo a criação de um sistema completo de controle, operação e segurança;
- Integração com documentação: criação de um módulo de integração dos dados de medição de segurança com sistemas de gestão de documentação, facilitando a busca de manuais de sensores, ordens de serviço, manutenções, calibrações;
- Expansão: desenvolver e instalar sistemas baseados nesta arquitetura em outras barragens, identificando oportunidades de melhorias desta proposta.

#### AGRADECIMENTOS

Este trabalho teve o apoio financeiro da ANEEL, do SENAI e da EMBRAPPII, além da participação de diversos pesquisadores e técnicos da DFESA, CEEE, UFRGS, UPSENSOR e do Instituto Senai de Inovação em Sistemas Embarcados, a quem os autores agradecem.

#### REFERÊNCIAS

Bukenya, P., Moyo, P., Beushausen, H., and Oosthuizen, C. (2014). Health monitoring of concrete dams: A literature review. *Journal of Civil Structural Health Monitoring*, 4, 235–244.

Camargo, W.D.P. (2014). Estudo de acontecimentos históricos de ruptura de barragens. Trabalho de conclusão de curso (Graduação em Engenharia Civil), Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Campo Mourão.

Clifton, L., Clifton, D.A., Zhang, Y., Watkinson, P., Tarassenko, L., and Yin, H. (2014). Probabilistic novelty detection with support vector machines. *IEEE Transactions on Reliability*, 63(2), 455–467.

Drucker, H., Burges, C.J.C., Kaufman, L., Smola, A., and Vapnik, V. (1996). Support vector regression machines. In *Proceedings of the 9th International Conference on Neural Information Processing Systems*, 155–161. MIT Press, Cambridge, MA, USA.

Fu, W., Zhao, K., Zhang, C., Wu, J., and Tunney, H. (2016). Outlier identification of soil phosphorus and its implication for spatial structure modeling. *Precision agriculture*, 8(2), 121–135.

Gardner, A.B., Krieger, A.M., Vachtsevanos, G., and Litt, B. (2006). One-class novelty detection for seizure analysis from intracranial eeg. *Journal of Machine Learning Research*, 7(37), 1025–1044.

Hasani, Z. (2017). Robust anomaly detection algorithms for real-time big data: Comparison of algorithms. In *2017 6th Mediterranean Conference on Embedded Computing (MECO)*, 1–6.

Ma, J. and Perkins, S. (2003). Time-series novelty detection using one-class support vector machines. In *Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks, 2003.*, volume 3, 1741–1745 vol.3.

Machado, W.G.F. (2007). Monitoramento de barragens de contenção de rejeitos da mineração. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mineral), Escola Politécnica, Universidade de São Paulo, São Paulo.

Menon, A.K. and Williamson, R.C. (2018). A loss framework for calibrated anomaly detection. In *Advances in Neural Information Processing Systems 31: Annual Conference on Neural Information Processing Systems 2018, NeurIPS 2018, 3-8 December 2018, Montréal, Canada*, 1494–1504.

Pacheco, A.d.P., Henriques, R.F.F., and Ribeiro, P.M.V. (2020). Technical and scientific aspects of dams in Brazil: a theoretical approach. *Revista Ambiente & Água*, 15.

Pontil, M. and Verri, A. (1998). Properties of Support Vector Machines. *Neural Computation*, 10(4), 955–974.

Rousseeuw, P.J. and Hubert, M. (2018). Anomaly detection by robust statistics. *WIREs Data Mining and Knowledge Discovery*, 8(2), e1236.

Santos, L.C. (2019). Estudo sobre a instrumentação de barragens de terra e rejeitos. Trabalho de conclusão de curso (Graduação em Engenharia Civil), Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia.

Schölkopf, B., Platt, J., Shawe-Taylor, J., Smola, A., and Williamson, R. (2001). Estimating the support of a high-dimensional distribution. *Neural computation*, 13(7), 1443–1471.

Simões, E., Fonseca, M., Boesing, I., and Smiderle, C. (2021). UHE Dona Francisca - Barragem 4.0. *Revista Brasileira de Engenharia de Barragens*, (10), 76–83.

Smola, A. and Schölkopf, B. (2004). A tutorial on support vector regression. *Statistics and Computing*, 14, 199–222.

Thirumalai, C., Kanimozhi, R., and Vaishnavi, B. (2017). Data analysis using box plot on electricity consumption. In *2017 International conference of Electronics, Communication and Aerospace Technology (ICECA)*, volume 2, 598–600.