



UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA
CENTRO TECNOLÓGICO, DE CIÊNCIAS EXATAS E EDUCAÇÃO
DEPARTAMENTO DE ENG. DE CONTROLE, AUTOMAÇÃO E COMPUTAÇÃO
CURSO DE GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE CONTROLE E AUTOMAÇÃO

Cláudio Lourenço Moreira

Título do trabalho: subtítulo (se houver)

Cláudio Lourenço Moreira

Título do trabalho: subtítulo (se houver)

Trabalho de Conclusão de Curso de Graduação em Engenharia de Controle e Automação do Centro Tecnológico, de Ciências Exatas e Educação da Universidade Federal de Santa Catarina como requisito para a obtenção do título de Engenheiro de Controle e Automação.
Orientador: Prof. Dr. Maiquel de Brito

Ficha de identificação da obra

A ficha de identificação é elaborada pelo próprio autor.

Orientações em:

<http://portalbu.ufsc.br/ficha>

Cláudio Lourenço Moreira

Título do trabalho: subtítulo (se houver)

Este Trabalho de Conclusão de Curso foi julgado adequado para obtenção do Título de “Engenheiro de Controle e Automação” e aprovado em sua forma final pelo Curso de Graduação em Engenharia de Controle e Automação.

Blumenau, dia de mês de 2024.

Banca Examinadora:

Prof. Dr. Maiquel de Brito
Instituição xxxx

Prof. Segundo, Dr.
Instituição xxxx

Prof. Terceiro, Dr.
Instituição xxxx

Este trabalho é dedicado a todos que me ajudaram,
orientaram e contribuíram para a minha graduação, em
especial meus pais, amigos e professores.

AGRADECIMENTOS

Inserir os agradecimentos aos colaboradores à execução do trabalho.

Texto da Epígrafe. Citação relativa ao tema do trabalho. É opcional. A epígrafe pode também aparecer na abertura de cada seção ou capítulo. Deve ser elaborada de acordo com a NBR 10520. (SOBRENOME do autor da epígrafe, ano)

RESUMO

No resumo são ressaltados o objetivo da pesquisa, o método utilizado, as discussões e os resultados com destaque apenas para os pontos principais. O resumo deve ser significativo, composto de uma sequência de frases concisas, afirmativas, e não de uma enumeração de tópicos. Não deve conter citações. Deve usar o verbo na voz ativa e na terceira pessoa do singular. O texto do resumo deve ser digitado, em um único bloco, sem espaço de parágrafo. O espaçamento entre linhas é simples e o tamanho da fonte é 12. Abaixo do resumo, informar as palavras-chave (palavras ou expressões significativas retiradas do texto) ou, termos retirados de thesaurus da área. Deve conter de 150 a 500 palavras. O resumo é elaborado de acordo com a NBR 6028.

Palavras-chave: palavra-chave 1; palavra-chave 2; palavra-chave 3.

ABSTRACT

Resumo traduzido para outros idiomas, neste caso, inglês. Segue o formato do resumo feito na língua vernácula. As palavras-chave traduzidas, versão em língua estrangeira, são colocadas abaixo do texto precedidas pela expressão “Keywords”, separadas por ponto e vírgula.

Keywords: keyword 1; keyword 2; keyword 3.

LISTA DE FIGURAS

LISTA DE QUADROS

LISTA DE TABELAS

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

LISTA DE SÍMBOLOS

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	15
1.1	OBJETIVOS	15
1.1.1	Objetivo Geral	15
1.1.2	Objetivos Específicos	15
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	16
2.1	AS MUDANÇAS CLIMÁTICAS E AS CATÁSTROFES NATURAIS .	16
2.1.1	Cenário de enchentes no sul do Brasil	16
2.1.2	Dinâmica do Rio Guaíba	16
2.2	APRENDIZADO DE MÁQUINA	17
2.2.1	Categorias de aprendizado de máquina	17
2.3	FUNÇÃO DE PERDA	18
2.4	MODELO RIDGE	18
3	SEÇÃO	19
4	CONCLUSÃO	20
	REFERÊNCIAS	21
	APÊNDICE A – Descrição	22
	ANEXO A – Descrição	23

1 INTRODUÇÃO

1.1 OBJETIVOS

Nas seções abaixo estão descritos o objetivo geral e os objetivos específicos deste TCC.

1.1.1 Objetivo Geral

Descrição...

1.1.2 Objetivos Específicos

Descrição...

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Explicar brevemente o que será tratado como fundamentação teórica para o entendimento do contexto em que o modelo de aprendizagem de máquina será aplicado.

2.1 AS MUDANÇAS CLIMÁTICAS E AS CATÁSTROFES NATURAIS

As grandes cidades brasileiras enfrentam desafios mais frequentes relacionados às mudanças climáticas, que agravam problemas como enchentes, inundações e deslizamentos. Projeções indicam que, até 2030, a mancha urbana de São Paulo pode aumentar em até 38%, ampliando o risco para mais de 20% das áreas de expansão urbana, que se tornarão suscetíveis a acidentes naturais (Nobre et al., 2011). O estudo também destaca que o aumento na frequência de eventos de chuvas intensas pode dobrar o número de dias com precipitação acima de 10 milímetros, agravando a vulnerabilidade da população, especialmente nas áreas periféricas e de menor infraestrutura.

2.1.1 Cenário de enchentes no sul do Brasil

Com base no histórico das enchentes no Rio Grande do Sul, observa-se que os desastres relacionados ao excesso de chuvas não são um fenômeno recente. Desde 1941, o estado lida com eventos catastróficos, como a enchente que devastou Porto Alegre naquele ano, considerada uma das mais graves da história da cidade. Ao longo das décadas, esses episódios continuaram a ocorrer, expondo a vulnerabilidade da região diante de chuvas intensas e repentinas. A combinação de fatores naturais, como a geografia da região e os ciclos climáticos, aliado às ações humanas nocivas ao meio ambiente, contribui para a repetição e intensificação dessas tragédias (VEJA, 2024).

Em Santa Catarina, estado adjacente ao Rio Grande do Sul, as enchentes também são fenômenos recorrentes que, ao longo dos anos, têm causado impactos sociais, econômicos e ambientais. Um dos eventos mais recentes foi registrado em maio de 2024, quando o estado registrou vários dias com altos índices pluviométricos, levando ao transbordamento de rios, deslizamentos de terra e bloqueios em diversas rodovias (G1, 2024).

2.1.2 Dinâmica do Rio Guaíba

O Rio Guaíba, principal manancial de abastecimento de água para a capital do Rio Grande do Sul e região, é alvo de estudo sobre diversos temas, incluindo sua hidrodinâmica e nível ao longo do ano. No Artigo conduzido pelos pesquisadores (ANDRADE *et al.*, 2017), a variabilidade nas descargas líquidas do Rio Guaíba revelou flutuações significativas nos volumes de descarga, variando de 407 m³/s a 14.270 m³/s, o que indica uma grande influência das condições climáticas sazonais e da vazão dos rios tributários, como o Jacuí, Taquarí, Caí e Sinos. Essas variações extremas foram observadas durante o período de

2014 a 2017 e reforçam a importância de monitorar continuamente o regime de águas do Guaíba para prevenir enchentes e outros desastres associados (ANDRADE *et al.*, 2017).

2.2 APRENDIZADO DE MÁQUINA

Desde que os computadores foram inventados, criou-se o questionamento da possibilidade de fazê-los pensar de modo semelhante ao ser humano. Por meio desse avanço, diversas áreas sofreriam grandes transformações, uma vez que a capacidade da máquina aprender e aprimorar o seu conhecimento sobre determinado assunto traria melhorias e uma maior performance na atividade desejada (CARBONELL; MICHALSKI; MITCHELL, 1983).

Embora os computadores ainda não alcancem o mesmo nível de aprendizado geral do ser humano, no últimos anos, o aprendizado de máquina se tornou realidade, com aplicações em diversos setores relacionados ou não a tecnologia, agregando valor e conhecimento por meio de dados e informações antes tratados apenas por profissionais da área.

Esse conceito envolve a criação de sistemas que são capazes de aprender a partir de dados, identificando padrões e realizando previsões sem a necessidade de programação explícita. De acordo com (CARBONELL; MICHALSKI; MITCHELL, 1983), o principal objetivo do aprendizado de máquina é construir algoritmos que permitam que os computadores adquiram conhecimento e melhorem sua performance de forma autônoma, baseando-se em experiências passadas.

2.2.1 Categorias de aprendizado de máquina

Com pesquisas e algoritmos sendo desenvolvidos para novas aplicações e/ou aprimoramento de implementações existentes, tornou-se necessário criar categorias de aprendizado de máquina, a fim de classificar a sua função e estipular em quais cenários o seu uso é adequado.

Os quatro principais tipos de machine learning são: supervisionado, não supervisionado, semi-supervisionado e reforço (SARAVANAN; SUJATHA, 2018).

- Supervisionado: é o mais comum e envolve a utilização de dados rotulados, no qual o modelo é treinado com entradas e saídas conhecidas para fazer previsões sobre novos dados;
- Não supervisionado: lida com dados não rotulados, onde o sistema busca encontrar padrões ou agrupamentos nos dados;
- Semi supervisionado: combina elementos de ambos os métodos, utilizando uma pequena quantidade de dados rotulados e uma grande quantidade de dados não rotulados, sendo útil em cenários onde a rotulação de dados é cara ou complexa;

- Aprendizado por reforço: se baseia em um sistema de recompensas e punições, onde um agente interage com o ambiente e aprende a otimizar suas ações para alcançar um objetivo a partir de feedbacks recebidos.

2.3 FUNÇÃO DE PERDA

A função de custo, também conhecida como função de perda, é usada para quantificar o erro entre as previsões do modelo e os valores reais dos dados. No campo de estudo da matemática, a função de custo é uma medida da discrepância que o algoritmo de aprendizado tenta minimizar através do ajuste dos parâmetros do modelo.

2.4 MODELO RIDGE

O modelo Ridge, implementado na biblioteca *scikit-learn* do Python, é uma variação da regressão linear que incorpora um termo de regularização L2 à função de custo, o que ajuda a controlar a complexidade do modelo e prevenir o sobreajuste (*overfitting*). Com essa característica, o método é indicado em casos onde os dados apresentam colinearidade ou onde há muitas variáveis independentes (JOLLY, 2018).

A regressão linear padrão visa minimizar a soma dos erros quadráticos (Erro Quadrático Médio ou MSE) entre as previsões e os valores reais. No entanto, em casos onde o dataset apresenta muitos recursos ou quando os dados apresentam correlações entre as variáveis, o modelo tende a se ajustar demais aos dados de treinamento (*overfitting*). A fim de contornar tal problema, o modelo Ridge adiciona um termo de penalidade à função de custo, que regula o tamanho dos coeficientes do modelo. Esse comportamento é observado na função de custo do modelo, com a adição de um hiperparâmetro λ em relação ao modelo de regressão linear padrão.

$$J(\theta) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left(h_{\theta}(x^{(i)}) - y^{(i)} \right)^2 + \lambda \sum_{j=1}^n \theta_j^2 \quad (1)$$

onde:

- λ é o hiperparâmetro que controla a intensidade da regularização;
- θ_j são os coeficientes (ou pesos) do modelo;
- Quanto maior o valor de λ , maior será a penalização para grandes coeficientes, resultando em um modelo mais simples.

Sendo assim, a inclusão do termo somado à equação de regressão linear padrão reduz a magnitude dos coeficientes, ajudando a controlar o *overfitting*. Em essência, o modelo Ridge evita que o modelo aprenda padrões específicos do conjunto de treinamento que não se generalizam bem para dados novos.

3 SEÇÃO

Este *template* contém algumas seções criadas na tentativa de facilitar seu uso. No entanto, não há um limite máximo ou mínimo de seção a ser utilizado no trabalho. Cabe a cada autor definir a quantidade que melhor atenda à sua necessidade.

4 CONCLUSÃO

As conclusões devem responder às questões da pesquisa, em relação aos objetivos e às hipóteses. Devem ser breves, podendo apresentar recomendações e sugestões para trabalhos futuros.

REFERÊNCIAS

- ANDRADE, Mauro M.; SCOTTÁ, Fernando C.; JR., Elírio E. Toldo;
WESCHENFELDER, Jair; NUNES, José C. Hidrodinâmica do Rio Guaíba: Resultados Preliminares. *In*: XXII Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos. Porto Alegre: Associação Brasileira de Recursos Hídricos, 2017.
- CARBONELL, Jaime G.; MICHALSKI, Ryszard S.; MITCHELL, Tom M. **Machine Learning: An Artificial Intelligence Approach**. Berlin: Springer, 1983. P. 619.
- G1. **Santa Catarina registra enchente, queda de barreira e dia mais chuvoso de 2024**. 2024. Disponível em: <https://g1.globo.com/sc/santa-catarina/noticia/2024/05/19/sc-enchente-quedas-barreira-dia-mais-chuvoso.ghtml>. Acesso em: 15 out. 2024.
- JOLLY, Kevin. **Machine Learning with scikit-learn Quick Start Guide: Classification, Regression, and Clustering Techniques in Python**. Birmingham, UK: Packt Publishing, 2018.
- SARAVANAN, R.; SUJATHA, P. A State of Art Techniques on Machine Learning: A Perspective of Supervised Learning Approaches in Data Classification. *In*: PROCEEDINGS of the Second International Conference on Intelligent Computing and Control Systems (ICICCS 2018). Puducherry: IEEE, 2018.
- VEJA. **De 1941 a 2024: por que as enchentes são um desafio constante no Rio Grande do Sul**. 2024. Disponível em: <https://veja.abril.com.br/ciencia/de-1941-a-2024-porque-as-enchentes-sao-desafio-constante-no-rs>. Acesso em: 15 out. 2024.

APÊNDICE A – Descrição

Textos elaborados pelo autor, a fim de completar a sua argumentação. Deve ser precedido da palavra APÊNDICE, identificada por letras maiúsculas consecutivas, travessão e pelo respectivo título. Utilizam-se letras maiúsculas dobradas quando esgotadas as letras do alfabeto.

ANEXO A – Descrição

São documentos não elaborados pelo autor que servem como fundamentação (mapas, leis, estatutos). Deve ser precedido da palavra ANEXO, identificada por letras maiúsculas consecutivas, travessão e pelo respectivo título. Utilizam-se letras maiúsculas dobradas quando esgotadas as letras do alfabeto.