



MÉTODOS DE MACHINE LEARNING PARA RECONCILIAÇÃO ÓTIMA DE SÉRIES TEMPORAIS HIERÁRQUICAS E AGRUPADAS DE INSTITUIÇÕES FINANCEIRAS

DEFESA DE DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

Alberson Miranda, PPGeco/UFES

2024



SUMÁRIO

1 CONTEXTUALIZAÇÃO DA PESQUISA

▶ CONTEXTUALIZAÇÃO DA PESQUISA

▶ OBJETIVOS

▶ RECONCILIAÇÃO DE SÉRIES TEMPORAIS HIERÁRQUICAS

▶ METODOLOGIA

▶ REFERÊNCIAS



ANÁLISE DE SÉRIES TEMPORAIS EM ECONOMIA BANCÁRIA

1 CONTEXTUALIZAÇÃO DA PESQUISA

- Problemas populares na literatura: risco de crédito, detecção de anomalias (fraude), preços de ativos, alocação ótima de numerários (SEZER; GUDELEK; OZBAYOGLU, 2019)
- Pouco sobre projeção de saldos e rendas (*guidance, budgeting*)
- Previsões equivocadas = percepção de incompetência, redução de reputação e receitas (BECCALLI et al., 2015)
- Orçamentação em empresas de muitas filiais: alta dimensionalidade e dúvidas



ANÁLISE DE SÉRIES TEMPORAIS EM ECONOMIA BANCÁRIA

1 CONTEXTUALIZAÇÃO DA PESQUISA

- Banestes: 134 agências, 78 municípios do ES, 13 microrregiões, 4 mesorregiões
- Qual a melhor forma de realizar projeções?
 - Individualmente por agência?
 - Apenas o total e distribuir proporcionalmente?
 - As informações por mesorregião ou microrregião são importantes?
 - Como usar toda a informação?



SÉRIES TEMPORAIS HIERÁRQUICAS E AGRUPADAS

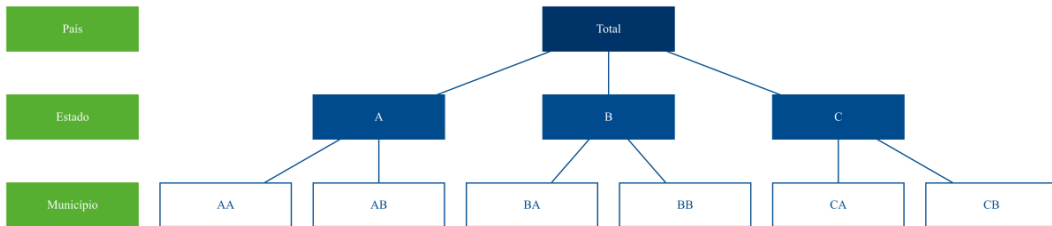
1 CONTEXTUALIZAÇÃO DA PESQUISA

Séries temporais hierárquicas são aquelas que podem ser agregadas ou desagregadas naturalmente em uma estrutura aninhada (HYNDMAN; ATHANASOPOULOS, 2021)



SÉRIES TEMPORAIS HIERÁRQUICAS E AGRUPADAS

1 CONTEXTUALIZAÇÃO DA PESQUISA





SÉRIES TEMPORAIS HIERÁRQUICAS E AGRUPADAS

1 CONTEXTUALIZAÇÃO DA PESQUISA

- Cada nível traz informação diferente
- É razoável supor que exista covariância entre as previsões dos diferentes níveis
- Toda informação da estrutura pode ser útil



SÉRIES TEMPORAIS HIERÁRQUICAS E AGRUPADAS

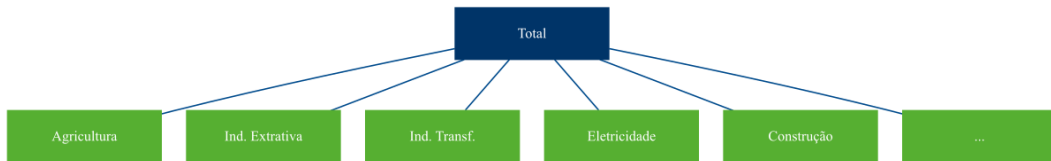
1 CONTEXTUALIZAÇÃO DA PESQUISA

Séries temporais agrupadas são aquelas que não impõem uma única estrutura hierárquica



SÉRIES TEMPORAIS HIERÁRQUICAS E AGRUPADAS

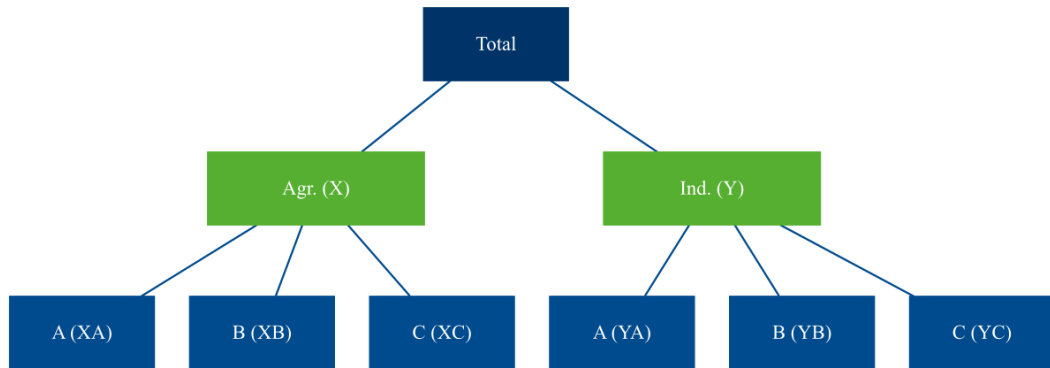
1 CONTEXTUALIZAÇÃO DA PESQUISA





SÉRIES TEMPORAIS HIERÁRQUICAS E AGRUPADAS

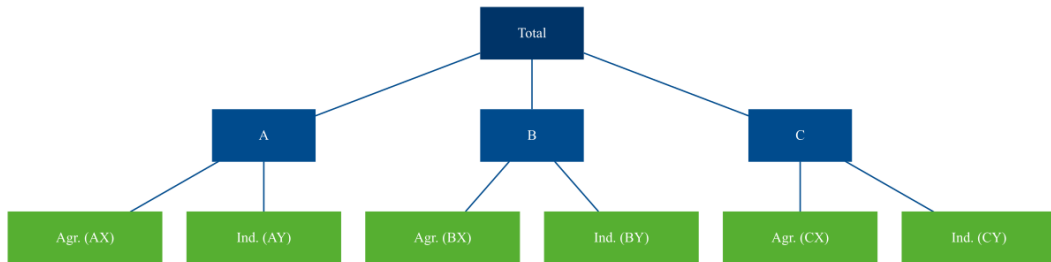
1 CONTEXTUALIZAÇÃO DA PESQUISA





SÉRIES TEMPORAIS HIERÁRQUICAS E AGRUPADAS

1 CONTEXTUALIZAÇÃO DA PESQUISA





COERÊNCIA E RECONCILIAÇÃO

1 CONTEXTUALIZAÇÃO DA PESQUISA

- Coerência: cada nó da hierarquia deve totalizar os nós filhos
- Não há razão para que as previsões individuais (e.g., Arima, ETS) sejam coerentes

RECONCILIAÇÃO ÓTIMA

Reescrever as previsões de forma que elas sejam coerentes, utilizando toda a informação disponível na estrutura hierárquica, ao mesmo tempo em que minimiza a variância do erro de previsão



SUMÁRIO

2 OBJETIVOS

► CONTEXTUALIZAÇÃO DA PESQUISA

► OBJETIVOS

► RECONCILIAÇÃO DE SÉRIES TEMPORAIS HIERÁRQUICAS

► METODOLOGIA

► REFERÊNCIAS



OBJETIVO GERAL

2 OBJETIVOS

Estudar o problema da reconciliação ótima de previsões pontuais a partir de métodos de *machine learning* em séries temporais hierárquicas e agrupadas do Banco do Estado do Espírito Santo



OBJETIVOS ESPECÍFICOS

2 OBJETIVOS

1. Estender a abordagem de Spiliotis et al. (2021) para a reconciliação ótima de séries temporais hierárquicas *e agrupadas*;
2. Avaliar a efetividade de mais 4 implementações de métodos de ML (*lasso*, *ridge*, *elastic net*, SVM e *lightGBM*), além dos 2 propostos no trabalho original (*XGBoost* e *random forest*);
3. Propor duas variações metodológicas para obtenção da amostra de treino dos modelos de ML;
4. Obter ganhos de performance no contexto de séries temporais financeiras.



SUMÁRIO

3 RECONCILIAÇÃO DE SÉRIES TEMPORAIS HIERÁRQUICAS

► CONTEXTUALIZAÇÃO DA PESQUISA

► OBJETIVOS

► RECONCILIAÇÃO DE SÉRIES TEMPORAIS HIERÁRQUICAS

► METODOLOGIA

► REFERÊNCIAS



BOTTOM-UP

3 RECONCILIAÇÃO DE SÉRIES TEMPORAIS HIERÁRQUICAS

- informações apenas dos níveis mais desagregados
- soma-se para obter os níveis agregados



TOP-DOWN

3 RECONCILIAÇÃO DE SÉRIES TEMPORAIS HIERÁRQUICAS

- apenas informações do nível mais agregado
- há dezenas de métodos para distribuir proporcionalmente as previsões agregadas (GROSS; SOHL, 1990)
- não podem ser utilizadas no contexto de séries temporais agrupadas¹.

¹Desambiguar uma estrutura agrupada resulta em uma estrutura hierárquica, mas há necessariamente perda de informação (e.g., fixar os verbetes abaixo das agências, causaria a perda da informação do agregado dos verbetes).



MIDDLE-OUT

3 RECONCILIAÇÃO DE SÉRIES TEMPORAIS HIERÁRQUICAS

- informações apenas de um nível intermediário
- soma-se para obter os níveis agregados e distribui-se proporcionalmente para os níveis mais desagregados



NOTAÇÃO MATRICIAL

3 RECONCILIAÇÃO DE SÉRIES TEMPORAIS HIERÁRQUICAS

$$\tilde{y}_t = SG\hat{y}_t \quad (1)$$

Em que

- \tilde{y}_t é o vetor de previsões reconciliadas
- S é a matriz de soma
- G é a matriz de reconciliação
- \hat{y}_t é o vetor de previsões base



MATRIZ DE SOMA

3 RECONCILIAÇÃO DE SÉRIES TEMPORAIS HIERÁRICAS

S mapeia a estrutura hierárquica a partir da soma dos elementos mais desagregados

$$\begin{bmatrix} \tilde{y}_t \\ \tilde{y}_{A,t} \\ \tilde{y}_{B,t} \\ \tilde{y}_{AA,t} \\ \tilde{y}_{AB,t} \\ \tilde{y}_{AC,t} \\ \tilde{y}_{BA,t} \\ \tilde{y}_{BB,t} \end{bmatrix}_{8 \times 1} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}_{8 \times 5} \begin{bmatrix} \hat{y}_{AA,t} \\ \hat{y}_{AB,t} \\ \hat{y}_{AC,t} \\ \hat{y}_{BA,t} \\ \hat{y}_{BB,t} \end{bmatrix}_{5 \times 1} \quad (2)$$

exemplo 1: matriz de soma



MATRIZ DE RECONCILIAÇÃO

3 RECONCILIAÇÃO DE SÉRIES TEMPORAIS HIERÁRQUICAS

G mapeia o nível mais desagregado a partir das previsões de todos os níveis da hierarquia, garantindo a coerência

$$\begin{bmatrix} \tilde{y}_t \\ \tilde{y}_{A,t} \\ \tilde{y}_{B,t} \\ \tilde{y}_{AA,t} \\ \tilde{y}_{AB,t} \\ \tilde{y}_{AC,t} \\ \tilde{y}_{BA,t} \\ \tilde{y}_{BB,t} \end{bmatrix}_{8 \times 1} = S_{n \times m} \begin{bmatrix} p_1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ p_2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ p_3 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ p_4 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ p_5 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}_{5 \times 8} \begin{bmatrix} \hat{y}_{T+h|T} \\ \hat{y}_{A,T+h|T} \\ \hat{y}_{B,T+h|T} \\ \hat{y}_{AA,T+h|T} \\ \hat{y}_{AB,T+h|T} \\ \hat{y}_{AC,T+h|T} \\ \hat{y}_{BA,T+h|T} \\ \hat{y}_{BB,T+h|T} \end{bmatrix}_{8 \times 1} \quad (3)$$

exemplo 2: matriz de reconciliação top-down



MATRIZ DE RECONCILIAÇÃO

3 RECONCILIAÇÃO DE SÉRIES TEMPORAIS HIERÁRQUICAS

$$\begin{bmatrix} \tilde{y}_t \\ \tilde{y}_{A,t} \\ \tilde{y}_{B,t} \\ \tilde{y}_{AA,t} \\ \tilde{y}_{AB,t} \\ \tilde{y}_{AC,t} \\ \tilde{y}_{BA,t} \\ \tilde{y}_{BB,t} \end{bmatrix}_{8 \times 1} = \mathbf{S}_{8 \times 5} \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}_{5 \times 8} \begin{bmatrix} \hat{y}_{T+h|T} \\ \hat{y}_{A,T+h|T} \\ \hat{y}_{B,T+h|T} \\ \hat{y}_{AA,T+h|T} \\ \hat{y}_{AB,T+h|T} \\ \hat{y}_{AC,T+h|T} \\ \hat{y}_{BA,T+h|T} \\ \hat{y}_{BB,T+h|T} \end{bmatrix}_{8 \times 1} \quad (4)$$

exemplo 3: matriz de reconciliação bottom-up



MATRIZ DE RECONCILIAÇÃO

3 RECONCILIAÇÃO DE SÉRIES TEMPORAIS HIERÁRQUICAS

E se quisermos utilizar toda a informação e não apenas parte do espaço das previsões base?

O PROBLEMA DE PESQUISA DA RECONCILIAÇÃO ÓTIMA

Estimar uma matriz de reconciliação G que utilize toda a informação disponível e com o menor erro de previsão



MATRIZ DE RECONCILIAÇÃO

3 RECONCILIAÇÃO DE SÉRIES TEMPORAIS HIERÁRQUICAS

PROBLEMA DE REGRESSÃO

- Minimização do traço da matriz de covariância dos erros das previsões reconciliadas ($\text{Min}T^a$)

$$\min_{\tilde{e}} y_{T+h} - \tilde{y}_{T+h} \quad (5)$$

- Mínimos Quadrados Generalizados (MQG)

$$G = (S'W_h^\dagger S)^{-1} S'W_h^\dagger \quad (6)$$

Substituindo G na Equação 1, temos:

$$\tilde{y} = S(S'W_h^\dagger S)^{-1} S'W_h^\dagger \hat{y}_h \quad (7)$$

^a(WICKRAMASURIYA; ATHANASOPOULOS; HYNDMAN, 2019).



RECONCILIAÇÃO POR MACHINE LEARNING

3 RECONCILIAÇÃO DE SÉRIES TEMPORAIS HIERÁRQUICAS

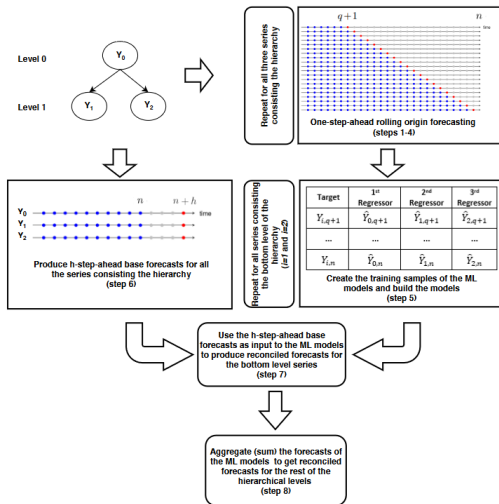


Figure 1: Abordagem de reconciliação ótima por ML. Fonte: Spiliotis et al. (2021)



SUMÁRIO

4 METODOLOGIA

► CONTEXTUALIZAÇÃO DA PESQUISA

► OBJETIVOS

► RECONCILIAÇÃO DE SÉRIES TEMPORAIS HIERÁRQUICAS

► **METODOLOGIA**

► REFERÊNCIAS



DADOS E VARIÁVEIS

4 METODOLOGIA

- Estatística Bancária Mensal e por Município (Bacen)
- Municípios (IBGE)
- Saldos de crédito dos verbetes empréstimos e financiamentos
- CNPJ Banestes mas expansível para todo SFN
- 01/2003 - 12/2022
- 37.920 observações (114.480 com nós de agregação)



DADOS E VARIÁVEIS

4 METODOLOGIA

- Estrutura hierárquica
 - total
 - 4 mesorregiões
 - 13 microrregiões
 - 79 agências
- Estrutura agrupada
 - 2 modalidades de crédito



PREVISÕES BASE

4 METODOLOGIA

- Previsões para fora da amostra a serem reconciliadas
- ETS (podem ser obtidas por qualquer método, incluindo ML)
- Treino: 01/2003 - 12/2021
- Horizonte de previsão (h): 01/2022 - 12/2022, fora da amostra



DESIGN DO EXPERIMENTO

4 METODOLOGIA

Dado um conjunto de previsões base, *o quanto mais precisas elas se tornam ao se aplicar um determinado método de reconciliação?*



DESIGN DO EXPERIMENTO

4 METODOLOGIA

Metodologia de Spiliotis et al. (2021):

1. Previsões para dentro da amostra (ETS)
2. Treino dos modelos de ML para cada y_m
3. Reconciliação ótima das previsões base (fora da amostra)
4. Agregação das previsões reconciliadas para obtenção dos demais níveis hierárquicos

METODOLOGIA ML VERSUS MINT

As principais diferenças entre os ambas metodologias são: (i) a utilização de algoritmos de ML ao invés de MQG (permitindo combinações não lineares), (ii) a não atribuição de peso de forma obrigatória para todos os nós da hierarquia e (iii) no ajuste de um modelo individual para cada série do nível mais desagregado, permitindo maior especialização e sendo capaz de se adaptar melhor aos diferentes padrões de cada série (SPILIOTIS et al., 2021).



DESIGN DO EXPERIMENTO

4 METODOLOGIA

- Métodos de reconciliação:
 - Analíticos: *Bottom-up* e *MinT Shrink*
 - Regressão regularizada: *Elastic Net* (lasso, ridge e CV)
 - Árvores: *Random forest*, *XGBoost* e *LightGBM*
 - *Support Vector Machines* (SVM)
- Estratégias para obtenção das previsões *in-sample*:
 - *Rolling forecast*
 - *Reduced fitted base forecasts*
 - *Fitted base forecasts*



ESTRATÉGIA ROLLING FORECAST

4 METODOLOGIA

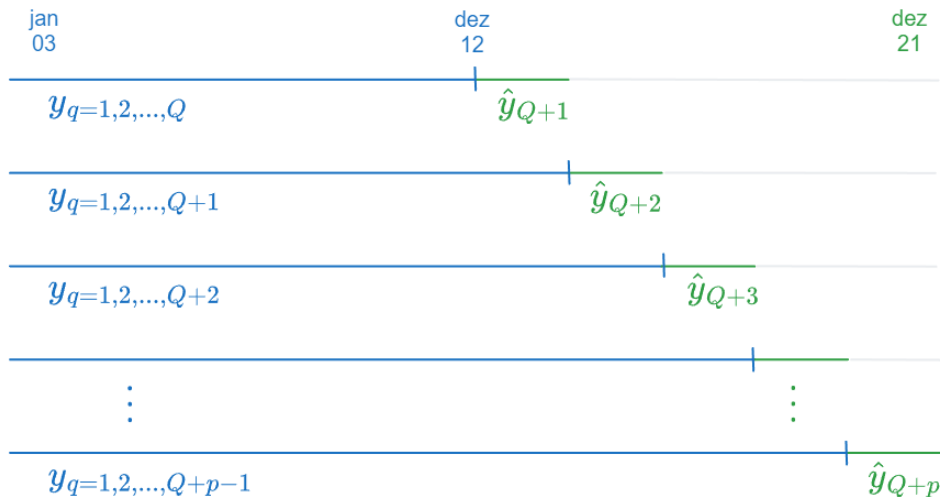


Figure 2: Estratégia Rolling Forecast



ESTRATÉGIA REDUCED FITTED BASE

4 METODOLOGIA

- Desvantagem do *Rolling Forecast*: a cada h , um novo modelo é ajustado, totalizando $m \times p = 17064$ modelos.
- *Reduced fitted base*: ajusta-se apenas m modelos, com dados até Q e então reestima-se esses modelos passando-se o restante do conjunto de treinamento ($Q + p$), conservando os hiperparâmetros originais. Os valores ajustados dos modelos reestimados são utilizados para treinar os modelos de ML.



ESTRATÉGIA FITTED BASE

4 METODOLOGIA

- Pode ser um problema obter previsões para dentro da amostra para séries de poucas observações ou incompletas
- *Fitted base*: utiliza-se os valores ajustados dos modelos de previsão base obtidos ao longo de todo o período $q = 1, 2, 3, \dots, Q + p$ (todo conjunto de treinamento)



OTIMIZAÇÃO DE HIPERPARÂMETROS

4 METODOLOGIA

- Bischl et al. (2021)
- m modelos tunados individualmente
- *grid* para *elastic net* e bayesiana os demais métodos
- *Resampling*: CV-10, RMSE



SUMÁRIO

5 REFERÊNCIAS

► CONTEXTUALIZAÇÃO DA PESQUISA

► OBJETIVOS

► RECONCILIAÇÃO DE SÉRIES TEMPORAIS HIERÁRQUICAS

► METODOLOGIA

► REFERÊNCIAS



BIBLIOGRAFIA

5 REFERÊNCIAS



REFERÊNCIAS

5 REFERÊNCIAS



BECCALLI, E. et al. Earnings management, forecast guidance and the banking crisis. **The European Journal of Finance**, v. 21, n. 3, p. 242–268, fev. 2015. ISSN 1351-847X. DOI: 10.1080/1351847X.2013.809548. Disponível em: <<https://doi.org/10.1080/1351847X.2013.809548>>. Acesso em: 7 mai. 2023. Citado na p. 3.



BISCHL, B. et al. **Hyperparameter Optimization: Foundations, Algorithms, Best Practices and Open Challenges**. [S.l.]: arXiv, nov. 2021. arXiv:2107.05847 [cs, stat]. DOI: 10.48550/arXiv.2107.05847. Disponível em: <<http://arxiv.org/abs/2107.05847>>. Acesso em: 4 set. 2023. Citado na p. 37.



GROSS, C. W.; SOHL, J. E. Disaggregation methods to expedite product line forecasting. en. **Journal of Forecasting**, v. 9, n. 3, p. 233–254, 1990. ISSN 1099-131X. DOI: 10.1002/for.3980090304. Disponível em: <<https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/for.3980090304>>. Acesso em: 18 jun. 2023. Citado na p. 18.



REFERÊNCIAS

5 REFERÊNCIAS



HYNDMAN, R.; ATHANASOPOULOS, G. **Forecasting: principles and practice**. 3. ed. Melbourne, Austrália: OTexts, 2021. Disponível em: <<https://otexts.com/fpp3/>>. Citado na p. 5.



SEZER, O. B.; GUDELEK, M. U.; OZBAYOGLU, A. M. **Financial Time Series Forecasting with Deep Learning : A Systematic Literature Review: 2005-2019**. Turquia: arXiv, nov. 2019. arXiv:1911.13288 [cs, q-fin, stat]. Disponível em: <<http://arxiv.org/abs/1911.13288>>. Acesso em: 7 mar. 2023. Citado na p. 3.



SPILIOTIS, E. et al. Hierarchical forecast reconciliation with machine learning. en. **Applied Soft Computing**, v. 112, p. 107756, nov. 2021. ISSN 1568-4946. DOI: 10.1016/j.asoc.2021.107756. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1568494621006773>>. Acesso em: 11 jan. 2023. Citado nas pp. 15, 26, 32.



REFERÊNCIAS

5 REFERÊNCIAS



WICKRAMASURIYA, S. L.; ATHANASOPOULOS, G.; HYNDMAN, R. J. Optimal Forecast Reconciliation for Hierarchical and Grouped Time Series Through Trace Minimization. en. **Journal of the American Statistical Association**, v. 114, n. 526, p. 804–819, abr. 2019. ISSN 0162-1459, 1537-274X. DOI: 10.1080 / 01621459.2018.1448825. Disponível em: <<https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/01621459.2018.1448825>>. Acesso em: 18 jun. 2023. Citado na p. 25.



MÉTODOS DE MACHINE LEARNING PARA RECONCILIAÇÃO ÓTIMA DE SÉRIES TEMPORAIS HIERÁRQUICAS E AGRUPADAS DE INSTITUIÇÕES FINANCEIRAS

DEFESA DE DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

Alberson Miranda, PPGeco/UFES

2024