Análise de técnicas de agrupamento profundo aplicadas a séries espaço-temporais de sensoriamento remoto para amostras agrícolas

Heitor B. de Almeida[1,2], Marcos A.S. da Silva[1], Leonardo N. Matos[3], Gastão F. Miranda Júnior[2]

[1]Embrapa Tabuleiros Costeiros
Av. Gov. Paulo R. de Menezes, 3250, 49.025-040, Aracaju, SE

[2]Departamento de Matemática, Universidade Federal de Sergipe
Rosa Elze, São Cristóvão - SE, 49100-000

[3]Departamento de Computação, Universidade Federal de Sergipe
Rosa Elze, São Cristóvão - SE, 49100-000

heitoral79@outlook.com, marcos.santos-silva@embrapa.br
leonardo@dcomp.ufs.br, gastao@mat.ufs.br

Abstract. *This study evaluates the use of deep clustering methods for the automatic generation of reference samples from satellite time series, applied to crop mapping in Brazilian agricultural regions. It assesses EDESC (Efficient Deep Embedded Subspace Clustering) and its semi-supervised extension (EDESC-SS) across three regions—the Santana do São Francisco (SE) irrigation perimeter, the Pampa biome (RS), and the Cerrado—using data from MODIS and Sentinel-2 satellites. EDESC-SS consistently outperforms the unsupervised version, achieving accuracy gains of over 20 percentage points on filtered datasets. Pre-processing also proved to be a significant factor: filtered time series yielded better results in all regions. The findings indicate that deep subspace clustering is a viable approach for reducing reliance on large volumes of annotated data in agricultural remote sensing.*

Resumo. *O estudo avalia o uso de métodos de agrupamento profundo para a geração automática de amostras de referência a partir de séries temporais satelitais, aplicado ao mapeamento de cultivos em regiões agrícolas brasileiras. Avalia-se o EDESC (Efficient Deep Embedded Subspace Clustering) e sua extensão semi-supervisionada (EDESC-SS) em três regiões: o perímetro irrigado de Santana do São Francisco (SE), o bioma Pampa (RS) e o Cerrado, com dados dos satélites MODIS e Sentinel-2. O EDESC-SS supera consistentemente a versão não supervisionada, com ganhos de acurácia superiores a 20 pontos percentuais nos conjuntos filtrados. O pré-processamento também demonstrou influência relevante: séries temporais filtradas produziram resultados melhores em todas as regiões. Os resultados indicam que o agrupamento profundo por subespaços é uma abordagem viável para reduzir a dependência de grandes volumes de dados anotados no sensoriamento remoto agrícola.*

1. Introdução

O mapeamento de cultivos a partir de imagens satelitais é uma tarefa que está no centro de diversas aplicações agrícolas práticas, como estimativa de produção, controle de pragas e apoio a políticas públicas de segurança alimentar. Para isso, os métodos supervisionados de aprendizado de máquina dependem de amostras de referência rotuladas, coletadas geralmente por campanhas de campo. Esse processo é caro, demorado e difícil de escalar para grandes extensões territoriais, o que limita tanto a frequência quanto a cobertura dos mapeamentos realizados.

Nas últimas décadas, o sensoriamento remoto de média resolução passou a oferecer séries temporais densas que registram, pixel a pixel, a evolução fenológica das coberturas vegetais ao longo do ano [Banskota et al. 2014, Ferreira et al. 2020]. Satélites como o MODIS e o Sentinel-2 tornaram viável o monitoramento contínuo de extensas áreas agrícolas, desde que se disponha de métodos capazes de explorar a dimensão temporal dos dados. Nesse contexto, o aprendizado profundo tem mostrado resultados expressivos no mapeamento de cultivos com séries temporais [Mohammadi et al. 2023, Pham et al. 2024]: modelos baseados em redes convolucionais e *transformers* conseguem capturar padrões fenológicos que distinguem diferentes tipos de cultivo. O problema é que esses modelos exigem dados rotulados em quantidade suficiente para treinamento. Em regiões com poucos levantamentos históricos, essa dependência se torna o principal gargalo.

Uma alternativa que tem recebido atenção crescente é o agrupamento profundo (*deep clustering*), métodos que combinam aprendizado de representação e agrupamento em um único processo não supervisionado. Em vez de depender de rótulos, esses métodos organizam os dados com base em regularidades aprendidas diretamente das observações. Resultados recentes mostram que abordagens desse tipo são capazes de identificar zonas funcionais urbanas a partir de imagens de alta resolução [Lin et al. 2024], classificar tipologias de paisagem com dados contínuos de sensoriamento remoto [Van Strien and Grêt-Regamey 2022], e detectar mudanças em grandes escalas sem supervisão [Gargees and Scott 2021].

Trabalhos anteriores do grupo de pesquisa demonstraram que métodos de agrupamento aplicados a séries temporais de índices de diversidade agrícola conseguem revelar estrutura espacial relevante nos municípios brasileiros [Silva et al. 2022]. A extração de características via autoencoder melhorou a separação de grupos em relação ao k-médias direto sobre os dados brutos [Silva et al. 2023]. A extensão natural desses resultados é investigar se métodos de agrupamento profundo de ponta, aplicados diretamente sobre séries temporais espectrais, conseguem organizar pixels agrícolas em grupos que correspondem a tipos de cultivo sem depender de campanhas de rotulação exaustivas.

Neste trabalho, avaliamos o EDESC (*Efficient Deep Embedded Subspace Clustering*) [Cai et al. 2022] e sua versão semi-supervisionada (EDESC-SS) para geração automática de amostras em áreas de cultivo de três regiões com características distintas: o perímetro irrigado de Santana do São Francisco (SE), o bioma Pampa (RS) e o Cerrado, com séries temporais dos satélites MODIS e Sentinel-2. Testamos tanto dados com e sem pré-processamento de filtragem de ruído, para quantificar o impacto da qualidade dos dados sobre os resultados. As contribuições do trabalho são: (i) uma avaliação do EDESC aplicado a séries temporais agrícolas multibioma; (ii) a proposta e avaliação do

EDESC-SS, que incorpora um pequeno conjunto de rótulos de referência como âncoras para os subespaços aprendidos; e (iii) uma análise do efeito do ruído nos dados sobre o desempenho dos modelos.

2. Revisão de literatura

Mapeamento de cultivos com séries temporais satelitais

O uso de séries temporais multiespectrais para identificação de cultivos tem uma trajetória longa no sensoriamento remoto. Trabalhos iniciais exploram a sazonalidade de índices como o NDVI para distinguir arroz de outras culturas em países da Ásia [Manjunath et al. 2015]. Com a disponibilização de imagens de maior resolução temporal e espacial, como o Sentinel-2, a discriminação de cultivos em períodos fenológicos específicos tornou-se mais precisa. Ren et al. [Ren et al. 2020] mostraram que imagens Sentinel-2 capturadas em decêndios críticos do ciclo do milho permitem identificar campos de produção de sementes com boa separabilidade espectral. Li et al. [Li et al. 2021] demonstraram que a escolha do índice de vegetação e do período fenológico impacta diretamente a acurácia do mapeamento de trigo de inverno por limiarização de séries temporais de NDVI.

Com o aprendizado profundo, o foco passou para arquiteturas capazes de aprender representações das séries temporais sem engenharia manual de características. Pham et al. [Pham et al. 2024] introduziu codificação temporal com seleção aleatória de observações para tornar modelos de mapeamento transferíveis entre anos distintos, testando tanto CNN 1D quanto *transformers* sobre séries densas Landsat e Sentinel-2. Esses resultados reforçam que a representação temporal dos dados é um fator determinante para generalização, mas que a dependência de dados de referência anuais permanece uma limitação real.

Agrupamento profundo

A agrupamento profundo combina o aprendizado de representações latentes com objetivos de agrupamento em uma única função de perda. A arquitetura mais comum é o autoencoder: o encoder aprende uma projeção compacta dos dados, e o agrupamento opera no espaço latente. Xie, Girshick e Farhadi [Xie et al. 2016] propuseram o DEC (*Deep Embedded Clustering*), que otimiza centróides de cluster junto ao encoder usando divergência KL entre uma distribuição de afinidade suave e uma distribuição refinada de alta confiança. O DEC se tornou referência para métodos subsequentes por sua relativa simplicidade e bons resultados em dados de imagem.

Cai et al. [Cai et al. 2022] propuseram o EDESC (*Efficient Deep Embedded Subspace Clustering*), que parte de uma premissa diferente: em vez de organizar os dados em torno de centróides pontuais, o método assume que cada grupo ocupa um subespaço linear distinto no espaço latente. O EDESC aprende simultaneamente as representações latentes e as bases dos subespaços associados a cada grupo, usando afinidade subspace como medida de pertencimento. Diferentemente de métodos de agrupamento por subespaços clássicos, como SSC e LRR, o EDESC tem complexidade linear no número de amostras, tornando-o adequado para conjuntos de dados de escala real. Em benchmarks como MNIST, Fashion-MNIST, STL-10 e REUTERS-10K, o método supera tanto métodos clássicos quanto métodos de agrupamento profundo baseados em distância euclidiana.

Agrupamento profundo aplicada ao sensoriamento remoto

A transposição de métodos de deep clustering para imagens satelitais é relativamente recente. [Van Strien and Grêt-Regamey 2022] propuseram um framework não supervisionado baseado em redes convolucionais para identificar tipologias de paisagem diretamente de imagens contínuas, sem converter os dados em métricas de paisagem. O método superou abordagens tradicionais de agrupamento em qualidade de cluster e mostrou que padrões espaciais finos, não capturáveis por métricas discretas, são detectáveis via aprendizado profundo. Gargees et al. [Gargees and Scott 2021] aplicaram clustering profundo de características visuais para detecção de mudanças em larga escala a partir de imagens de satélite de alta resolução, operando em múltiplos níveis de detalhe sem supervisão. Lin et al. [Lin et al. 2024] utilizaram DEC aplicado a características de edifícios extraídas de imagens de alta resolução para segmentar zonas funcionais urbanas, demonstrando que o agrupamento profundo pode substituir a classificação supervisionada em cenários onde rótulos detalhados não estão disponíveis.

No contexto agrícola especificamente, a literatura ainda é escassa. Os trabalhos do grupo de pesquisa que motivam este estudo exploram autoencoder combinado com k-médias e mapas auto-organizáveis sobre dados de painel de diversidade agrícola [Silva et al. 2023], obtendo resultados que superam o k-médias direto mas que ainda ficam distantes dos métodos de agrupamento profundo aplicados a séries temporais espectrais. O presente trabalho é uma extensão direta dessa linha: em vez de dados tabulares de diversidade, operamos sobre séries temporais de bandas espectrais e índices de vegetação, e em vez de autoencoder seguido de agrupamento separado, usamos um método de agrupamento profundo *end-to-end*.

3. Materiais e Métodos

3.1. Remoção de ruídos em dados amostrais espaço-temporais

A análise de dados de sensoriamento remoto está sujeita à presença de ruídos, que consistem em variações indesejadas ou perturbações no sinal original capturado pelos sensores. A radiação eletromagnética interage com a atmosfera antes de atingir o sensor, a absorção por gases e aerossóis alteram a radiância registrada. Embora frequentemente tratados como calibração radiométrica, as variações abruptas de neblina ou cobertura de nuvens atuam como ruídos severos que mascaram os dados úteis.

A remoção dos ruídos é feita para tratar as variações de neblina e nuvens, o método utilizado baseia-se num modelo que combina a rede neural não supervisionada Mapa Auto Organizável para ordenamento dos dados e a teoria bayesiana para determinar e seleccionar os dados utilizados baseados na qualidade da informação sem a necessidade de passos ulteriores de validação por um especialista humano. O método usado [Oliveira et al. 2025] prevê a aplicação do algoritmo de eliminação de dados atípicos baseado na densidade dos pontos amostrais antes do treinamento da rede neural, a aplicação de um algoritmo de clusterização sobre a mesma rede neural antes de aplicar a teoria bayesiana.

3.2. Áreas de estudo e dados multiespectrais

Os dados correspondem a um conjunto de dados longitudinais com bandas multiespectrais e índices (EVI, NDVI, MIR e NIR) de diferentes sensores e satélites para quatro diferentes regiões agrícolas dos biomas Cerrados, Pampa e Mata Atlântica. As séries temporais

foram obtidas de dois produtos satelitais com características distintas: o MODIS Terra MOD09A1, com resolução espacial de 500 m e compósitos de 8 dias, e o Sentinel-2 MSI, com resolução de 10 m e revisita de 5 dias. O produto Sentinel-2-16 utilizado neste trabalho corresponde a compósitos de 16 dias derivados da plataforma Google Earth Engine. Para cada pixel, a série temporal abrange um ciclo agrícola completo, de modo que os padrões de crescimento, senescência e colheita de cada tipo de cultivo sejam representados nos dados.

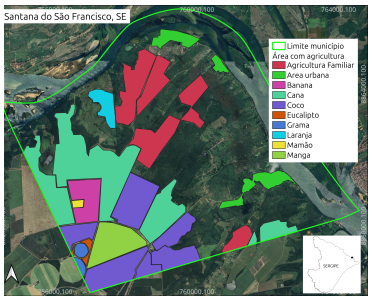


Figura 1. *

(a) Santana do São Francisco (Mata Atlântica): bandas multiespectrais e índices de vegetação (EVI, NDVI) do satélite Sentinel-2, período de janeiro a dezembro de 2024.

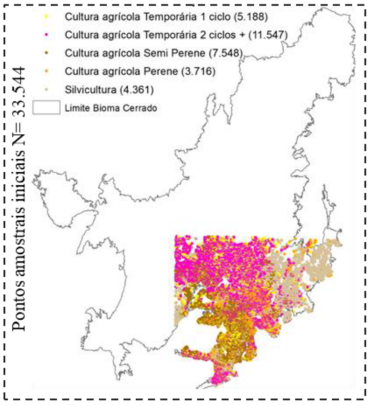


Figura 2. *

(b) Bioma Cerrado: índices espectrais (NIR, MIR, NDVI, EVI) dos satélites Sentinel-2 e MODIS, período de julho de 2019 a agosto de 2020.

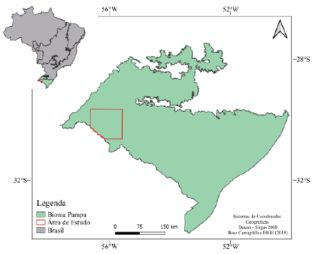


Figura 3. *

(c) Bioma Pampa: bandas espectrais do visível ao infravermelho próximo (B02, B03, B04, B08) e índices de vegetação (EVI, NDVI) do satélite Sentinel-2.

Figura 4. Localização das áreas de estudo.

3.3. Fluxograma

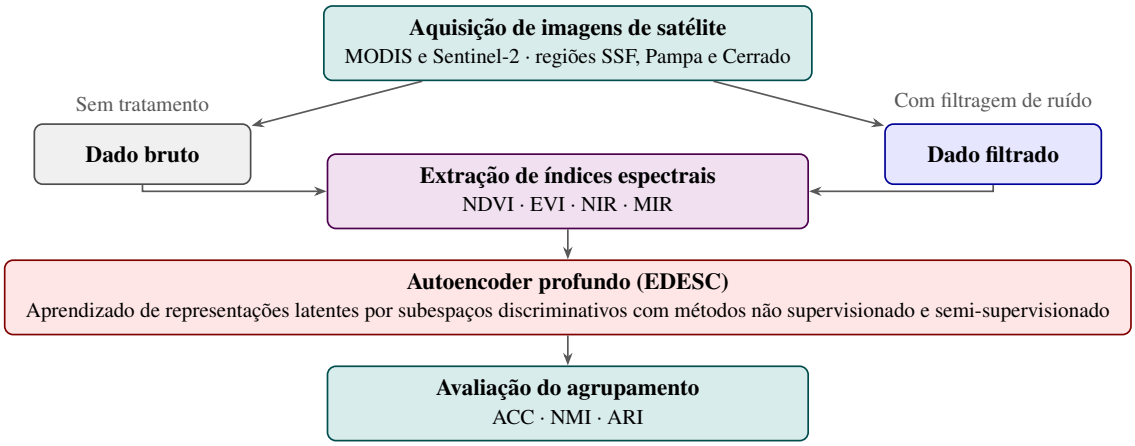


Figura 5. Fluxograma da metodologia de agrupamento de séries temporais agrícolas.

Este trabalho investiga métodos de agrupamento profundo aplicados à identificação automática de áreas de cultivo a partir de séries temporais de sensoriamento remoto. Cada

amostra representa um pixel ou região agrícola descrita por uma sequência temporal de atributos espectrais e índices de vegetação (em específico, bandas espectrais, NDVI, EVI), refletindo padrões fenológicos associados a diferentes tipos de cultivo.

Diferentemente de abordagens supervisionadas, os métodos avaliados não assumem conhecimento prévio completo das classes agrícolas, sendo capazes de organizar os dados com base em regularidades espectro-temporais aprendidas diretamente dos dados.

Duas versões de cada base de dados foram avaliadas: uma sem tratamento prévio, mantendo os ruídos típicos de cobertura de nuvens e falhas de aquisição, e uma versão filtrada, na qual séries com ruídos foram identificadas e corrigidas. Essa comparação permite quantificar o quanto o ruído impacta a capacidade dos modelos de encontrar estrutura latente nos dados.

3.4. Modelos de Agrupamento profundo

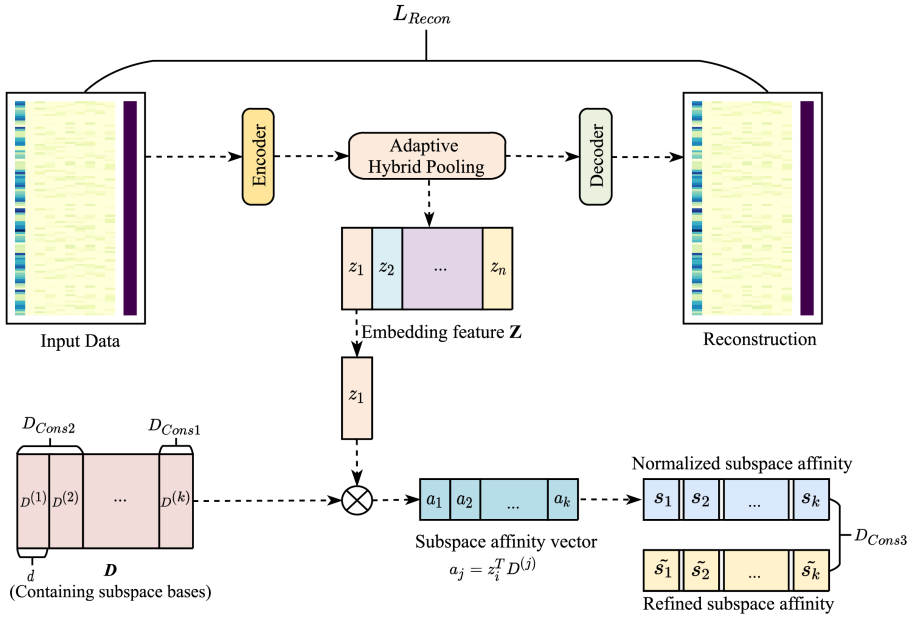


Figura 6. Diagrama do modelo de agrupamento profundo EDESC. Fonte:[Lixing Tan 2026].

Para ambos os modelos avaliados, emprega-se um autoencoder profundo como mecanismo de aprendizado de representações. O autoencoder projeta cada série temporal em um espaço latente de menor dimensionalidade, preservando as principais variações espectro-temporais associadas ao desenvolvimento dos cultivos, enquanto o decoder busca reconstruir a entrada original a partir dessa codificação compacta.

O treinamento inicial do autoencoder é realizado de forma não supervisionada, minimizando o erro de reconstrução. Essa etapa permite capturar padrões fenológicos não lineares relevantes antes da aplicação dos métodos de agrupamento profundo.

3.4.1. Deep Embedded Subspace Clustering

O Efficient Deep Embedded Subspace Clustering (EDESC) [Cai et al. 2022] assume que os dados pertencem a subespaços latentes distintos, em vez de se organizarem em torno

de centróides pontuais. Essa hipótese é particularmente adequada ao contexto agrícola, no qual amostras do mesmo cultivo podem apresentar variações intra-classe significativas, decorrentes de condições edafoclimáticas, práticas de manejo e ruídos de aquisição.

O EDESC realiza o agrupamento diretamente no espaço latente com base na hipótese de que diferentes tipos de cultivo ocupam subespaços distintos, caracterizados por padrões fenológicos específicos. O modelo aprende simultaneamente as representações latentes, as bases dos subespaços e as afinidades entre amostras e clusters. A afinidade de cada amostra $\mathbf{z}_i$ em relação ao j-ésimo subespaço $\mathbf{D}^{(j)}$ é dada por: $s_{ij} = \frac{\|\mathbf{z}_i^\top \mathbf{D}^{(j)}\|_F^2 + \eta d}{\sum_j (\|\mathbf{z}_i^\top \mathbf{D}^{(j)}\|_F^2 + \eta d)}$,

onde η controla a suavidade das atribuições e d é a dimensão do subespaço. Uma distribuição refinada $\tilde{S}$ é calculada a partir de S para enfatizar atribuições de alta confiança, e o objetivo de agrupamento minimiza a divergência KL entre as duas: $L_{\text{Sub}} = \text{KL}(\tilde{S} \| S)$,

A função de perda total combina a reconstrução do autoencoder com o objetivo de agrupamento e um termo de regularização sobre as bases dos subespaços [Cai et al. 2022]: $L = L_{\text{Recon}} + D_{\text{Cons}} + \beta L_{\text{Sub}}$,

onde β pondera a contribuição do objetivo de agrupamento.

3.4.2. Extensão semi-supervisionada: EDESC-SS

Um regime semi-supervisionado é adotado na variante EDESC-SS, na qual uma pequena fração das amostras possui rótulos de referência. Esses rótulos são utilizados exclusivamente como termo auxiliar na função de perda, atuando como âncoras para os subespaços, sem descaracterizar o aprendizado predominantemente não supervisionado. A hipótese é que, com subespaços devidamente ancorados, o modelo seja capaz de generalizar as classes para regiões do espaço latente não cobertas pelos rótulos de referência. Para esse caso foi utilizada uma estratégia baseada na perda de entropia cruzada, $L_{\text{Sup}} = -\frac{1}{|\Omega|} \sum_{i \in \Omega} \log(s_{i,y_i})$. Essa restrição de entropia cruzada atua ancorando os subespaços a classes fenológicas reais a partir de um número reduzido de amostras conhecidas. Ao forçar a separação correta dessas âncoras no espaço latente, o modelo propaga essa organização geométrica para as demais amostras não rotuladas durante a otimização conjunta. Isso mitiga a sobreposição de clusters e garante a descoberta de subespaços mais discriminativos, melhorando a generalização.

Esse mecanismo é relevante no contexto de mapeamento agrícola: em vez de exigir rotulação completa de toda a área de estudo, $L = L_{\text{Recon}} + D_{\text{Cons}} + \beta L_{\text{Sub}} + \gamma L_{\text{Sup}}$. Adotou-se o intervalo de hiperparâmetros, como as dimensões dos subespaços e o peso da regularização (β), conforme as especificações validadas na proposição original do EDESC [Cai et al. 2022] e a proporção de amostras rotuladas (Ω) adotada como referência durante o treinamento foi de 5% do total da base de dados.

Assim, o EDESC-SS opera com um subconjunto pequeno de amostras verificadas em campo, deixando o restante da classificação a cargo do aprendizado não supervisionado.

3.4.3. Métricas de avaliação

A avaliação de algoritmos de agrupamento ou de aprendizado não supervisionado, quando os rótulos verdadeiros estão disponíveis, exige métricas robustas para medir a concordância entre as partições geradas pelo modelo e as classes reais. Entre as métricas mais utilizadas na literatura, destacam-se a Acurácia (ACC), a Informação Mútua Normalizada (NMI) e o Índice de Rand Ajustado (ARI).

A Acurácia mede a proporção de amostras que foram agrupadas corretamente em relação aos rótulos verdadeiros. Como os algoritmos de agrupamento geram rótulos semânticos arbitrários, o cálculo da ACC em tarefas não supervisionadas requer o mapeamento prévio entre os rótulos preditos e os rótulos reais. A Informação Mútua Normalizada é uma métrica que quantifica a quantidade de informação compartilhada entre a partição verdadeira e a partição gerada pelo algoritmo. A vantagem do NMI é que ele é independente dos valores absolutos dos rótulos, não exigindo o mapeamento prévio necessário para a ACC. A normalização é aplicada para escalar o valor para um intervalo fixo, corrigindo o viés da Informação Mútua pura em relação ao número de grupos. O Índice de Rand Ajustado avalia a similaridade entre duas partições considerando todos os pares de amostras e contando os pares que foram atribuídos ao mesmo grupo ou a grupos diferentes, tanto na partição verdadeira quanto na predita. O ajuste pelo acaso (*adjusted for chance*) garante que agrupamentos aleatórios retornem um valor próximo a zero.

4. Resultados e Discussão

Os testes foram feitos para as bases de dados de Santana de São Francisco (SSF), Cerrado e Pampa obtidas através dos satélites MODIS e Sentinel-2-16. Para cada região foram testadas duas bases de dados, uma filtrada e não filtrada(com ruídos), a fim de entender o impacto do ruído sobre o desempenho dos modelos.

Tabela 1. Resultados do EDESC e EDESC-SS nas bases de dados agrícolas.

Base	**Algoritmo**	**Métricas**		
		ACC	NMI	ARI
SSF	EDESC	0.413	0.169	0.172
	EDESC-SS	**0.615**	**0.334**	**0.347**
SSF Filtrado	EDESC	0.490	0.500	0.313
	EDESC-SS	**0.844**	**0.603**	**0.651**
Pampa	EDESC	0.690	0.610	0.507
	EDESC-SS	**0.804**	**0.706**	**0.665**
Pampa Filtrado	EDESC	0.770	0.625	0.610
	EDESC-SS	**0.827**	**0.730**	**0.756**
Cerrado MODIS	EDESC	0.357	0.225	0.177
	EDESC-SS	**0.442**	**0.313**	**0.233**
Cerrado MODIS Filtrado	EDESC	0.649	0.603	0.506
	EDESC-SS	**0.735**	**0.663**	**0.614**

A Tabela 1 consolida os resultados do EDESC e do EDESC-SS sobre todas as bases de dados agrícolas, nas versões com e sem filtragem. Em todas as regiões e condições de dados, o EDESC-SS supera o EDESC não supervisionado nas três métricas avaliadas — ACC, NMI e ARI. O ganho é especialmente expressivo no Pampa, onde a acurácia passa de 0,690 para 0,804 nos dados sem filtragem, e no SSF, onde o modelo não supervisionado apresenta maior dificuldade de separar as classes. O Cerrado MODIS apresenta os resultados mais modestos em ambas as versões, o que se atribui a maior variedade de coberturas vegetais nativas e à resolução espacial limitada do MODIS em regiões com padrões de uso fragmentado.

Os ganhos observados em todas as regiões e versões avaliadas confirmam a eficácia do método de remoção de ruídos descrito na Seção 3 [Oliveira et al. 2025]: em nenhum caso a versão filtrada teve desempenho pior que a versão bruta correspondente, o que indica que a etapa de filtragem, baseada em Mapas Auto-Organizáveis e teoria bayesiana, remove de fato os artefatos de neblina e cobertura de nuvens que mascaravam a estrutura fenológica explorada pelo EDESC e pelo EDESC-SS. No SSF filtrado, o EDESC-SS alcança acurácia de 0,844, contra 0,615 no dado não filtrado — diferença de cerca de 23 pontos percentuais. O Cerrado MODIS filtrado apresenta o ganho mais expressivo para o EDESC puro, com acurácia subindo de 0,357 para 0,649, o que indica que boa parte da dificuldade do modelo nessa região se deve à presença de ruído nas séries temporais e não apenas à complexidade intrínseca das classes. No Pampa, o ganho com filtragem é menor, pois o sinal fenológico já é bem separável mesmo na presença de algum ruído, característica associada à maior homogeneidade de cultivo na região.

5. Conclusões e Trabalhos Futuros

A extensão semi-supervisionada EDESC-SS melhorou os resultados em todas as configurações testadas, o que sugere que o modelo de subespaços se beneficia de um pequeno conjunto de âncoras de referência para convergir para soluções mais interpretáveis.

Dois achados têm implicação prática direta. Primeiro, o pré-processamento das séries temporais não é opcional: dados com ruído de nuvens e falhas de aquisição degradam substancialmente os resultados, particularmente nas regiões de maior complexidade espectral. Segundo, mesmo com filtragem aplicada, o desempenho varia consideravelmente entre regiões: o Pampa e o SSF respondem melhor ao método do que o Cerrado MODIS, o que indica que a resolução espacial do sensor e a heterogeneidade das coberturas vegetais continuam sendo fatores limitantes.

Agradecimentos

Agradecemos o suporte da Fundação de Apoio à Pesquisa e à Inovação Tecnológica do Estado de Sergipe (FAPITEC/SE) através do seu programa institucional de bolsas de iniciação científica e de desenvolvimento tecnológico e inovação.

Referências

Banskota, A. et al. (2014). Forest monitoring using landsat time series data: A review. *Can. J. Remote Sens.*., 40(5):362–384.

Cai, J. et al. (2022). Efficient deep embedded subspace clustering. In *2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pages 21–30.

Ferreira, K. R. et al. (2020). Earth observation data cubes for brazil: Requirements, methodology and products. *Remote Sens.*, 12(24).

Gargees, R. S. and Scott, G. J. (2021). Large-scale, multiple level-of-detail change detection from remote sens. imagery using deep visual feature clustering. *Remote Sens..*, 13(9).

Li, F. et al. (2021). Comparison of regional winter wheat mapping results from different similarity measurement indicators of ndvi time series and their optimized thresholds. *Remote Sens.*, 13(6).

Lin, A. et al. (2024). An MIU-based deep embedded clustering model for urban functional zoning from remote sensing images and vgi data. *Int. J. Appl. Earth Obs.*, 128:103689.

Lixing Tan, Liusiyu Chen, Y. W. Z. S. Z. L. (2026). Edesc-ids: An efficient deep embedded subspace clustering-based intrusion detection system for the internet of vehicles. *Comput. Mater. Contin.*, 87(2).

Manjunath, K. et al. (2015). Mapping of rice-cropping pattern and cultural type using remote-sensing and ancillary data: a case study for south and southeast asian countries. *Int. J. Remote Sens..*, 36(24):6008–6030.

Mohammadi, S., Belgiu, M., and Stein, A. (2023). Improvement in crop mapping from satellite image time series by effectively supervising deep neural networks. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens..*, 198:272–283.

Oliveira, A. P. A. d. et al. (2025). Uso da rede neural som para melhoria da qualidade de amostras de dados satelitais. In *Anais do XXI Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto*, Salvador. Galoá. Acesso em: 28 jun. 2026.

Pham, V.-D. et al. (2024). Temporally transferable crop mapping with temporal encoding and deep learning augmentations. *Int. J. Appl. Earth Obs.*, 129:103867.

Ren, T., Liu, Z., Zhang, L., Liu, D., Xi, X., Kang, Y., Zhao, Y., Zhang, C., Li, S., and Zhang, X. (2020). Early identification of seed maize and common maize production fields using sentinel-2 images. *Remote Sens.*, 12(13).

Silva, M. A. S. d. et al. (2022). Tracking the connection between Brazilian agricultural diversity and native vegetation change by a Machine Learning approach. *IEEE Lat. Am. Trans.*, 20(11):2371–2380.

Silva, M. A. S. d. et al. (2023). Evaluating autoencoders as a dimensionality reduction mechanism to support clustering brazilian agricultural diversity. *Rev. Bras. Cartogr.*, 75.

Van Strien, M. J. and Grêt-Regamey, A. (2022). Unsupervised deep learning of landscape typologies from remote sensing images and other continuous spatial data. *Environ. Modell. Softw.*, 155:105462.

Xie, J., Girshick, R., and Farhadi, A. (2016). Unsupervised deep embedding for clustering analysis. In Balcan, M. F. and Weinberger, K. Q., editors, *Proceedings of The 33rd International Conference on Machine Learning*, volume 48 of *Proceedings of Machine Learning Research*, pages 478–487, New York, New York, USA. PMLR.