# Cadre méthodologique et architectural pour la rédaction d'une revue de littérature de haut niveau sur la fusion des données hyperspectrales : Stratégies de fusion aux niveaux données, caractéristiques et décision

L'évolution fulgurante des technologies de détection à distance, couplée à l'émergence des réseaux de communication de sixième génération (6G), a transformé la fusion des données hyperspectrales (HSI) en un pilier central de l'intelligence distribuée.1 La rédaction d'une revue de littérature (survey) destinée à une revue de prestige telle que *IEEE Communications Surveys & Tutorials* (COMST) exige une rigueur méthodologique exceptionnelle, une structuration taxonomique profonde et, surtout, une articulation claire entre les techniques de traitement du signal et les infrastructures de communication.3 Contrairement aux articles de recherche conventionnels, une revue pour COMST ne doit pas se contenter de répertorier les travaux existants ; elle doit synthétiser les connaissances pour offrir une narration cohérente, identifier les lacunes de recherche et proposer des feuilles de route technologiques exploitables.4

## Analyse stratégique des standards éditoriaux de IEEE Communications Surveys & Tutorials

Pour qu'un manuscrit soit accepté dans IEEE COMST, il doit répondre à des critères stricts de portée et de profondeur technique. L'analyse des numéros récents montre que les articles acceptés ne traitent pas uniquement de la technologie pure (comme la fusion d'images), mais intègrent cette technologie dans un écosystème de communication, tel que l'Internet des objets (IoT), les réseaux intégrés espace-air-sol (SAGIN) ou la communication sémantique.6

### Critères de sélection et de structuration

Le succès d'une revue dépend initialement de la sélection d'un sujet opportun qui présente un intérêt significatif et n'a pas été traité de manière exhaustive récemment.3 Pour la fusion hyperspectrale, cela implique de dépasser les simples algorithmes de classification pour explorer comment ces données fusionnées optimisent les indicateurs de performance clés (KPI) des réseaux futurs, tels que la latence, la fiabilité et l'efficacité spectrale.1 La structure organisationnelle, généralement comprise entre 20 et 40 pages, doit suivre un cadre logique classant la littérature par méthodologie, chronologie ou domaines d'application.3

| **Composante de la Revue** | **Objectif Stratégique** | **Exigence IEEE COMST** |
| --- | --- | --- |
| Sélection du Sujet | Équilibrer nouveauté et maturité du domaine. | Doit démontrer une valeur ajoutée claire par rapport aux surveys existants.3 |
| Organisation Contenu | Créer une progression cohérente à travers des centaines de références. | Utilisation de taxonomies hiérarchiques et de pipelines de traitement.5 |
| Analyse Critique | Évaluer les forces et faiblesses des méthodes SOTA. | Ne pas se limiter à une énumération, mais fournir des perspectives de deuxième ordre.5 |
| Composante Tutoriel | Éduquer le lecteur sur l'application des concepts. | Inclusion d'études de cas et d'explications "pas à pas".4 |
| Pertinence Réseau | Lier la technologie aux protocoles de communication. | La dimension communication doit rester centrale tout au long de l'article.3 |

### Analyse de la multimodalité dans les revues existantes

Les revues récentes traitant de la fusion multimodale, comme celle sur la fusion radar-caméra, soulignent que la synergie entre informations hétérogènes renforce la robustesse des systèmes de perception dans des environnements complexes.11 Ces travaux mettent en évidence des défis transversaux : le calibrage des capteurs, la représentation modale, l'alignement des données et les opérations de fusion adaptatives.11 Dans le domaine hyperspectral, cela se traduit par la nécessité de fusionner non seulement des images, mais aussi des nuages de points LiDAR ou des données radar pour pallier les limitations de résolution spatiale des capteurs hyperspectraux.13

## Fondements de l'imagerie hyperspectrale et impératif de fusion

L'imagerie hyperspectrale capture des informations détaillées sur des centaines de bandes spectrales contiguës, permettant une caractérisation précise des matériaux.15 Cependant, cette richesse spectrale s'accompagne de contraintes physiques : une haute résolution spectrale limite souvent la résolution spatiale du capteur.14 C'est ici que la fusion intervient comme un mécanisme de compensation, exploitant la complémentarité des sources pour générer une représentation augmentée de l'environnement.9

### Modélisation mathématique et dégradation

La fusion hyperspectrale est souvent formulée comme un problème inverse où l'on cherche à reconstruire une image haute résolution spatiale et spectrale $X \in \mathbb{R}^{L \times HW}$ à partir d'une observation hyperspectrale basse résolution $Y \in \mathbb{R}^{L \times hw}$ et d'une image auxiliaire haute résolution (PAN ou MSI) $Z \in \mathbb{R}^{l \times HW}$.19 Le modèle de dégradation typique peut être exprimé comme :

$$Y = XBS + N\_y$$

$$Z = RX + N\_z$$

où $B$ est un opérateur de flou, $S$ est l'échantillonnage, $R$ est la fonction de réponse spectrale, et $N$ représente le bruit.19 La résolution de ce système sous-déterminé nécessite l'introduction de termes de régularisation basés sur la connaissance du domaine, tels que la parcimonie ou la variation totale.19

| **Type de Capteur** | **Points Forts** | **Limitations** | **Rôle dans la Fusion** |
| --- | --- | --- | --- |
| Hyperspectral (HSI) | Résolution spectrale fine, identification chimique.16 | Basse résolution spatiale, volume de données massif.14 | Fournit la signature spectrale de base.14 |
| LiDAR | Information topographique 3D précise.14 | Absence d'information spectrale, coût élevé.13 | Ajoute la structure et l'élévation.13 |
| Panchromatique (PAN) | Très haute résolution spatiale.23 | Une seule bande spectrale (noir et blanc).24 | Injecte les détails spatiaux (Pansharpening).23 |
| Multispectral (MSI) | Équilibre spatial-spectral, large couverture.19 | Bandes spectrales larges et non contiguës.16 | Sert de pont pour la super-résolution spectrale.26 |

## Fusion au niveau des données (Data-Level) : Le Pansharpening et la Super-Résolution

La fusion au niveau des données, ou fusion de pixels, vise à fusionner les mesures brutes pour créer un nouveau cube de données.13 Le pansharpening hyperspectral est l'application la plus emblématique, cherchant à combiner la précision spectrale du HSI avec la finesse spatiale d'une image panchromatique.23

### Paradigmes traditionnels et limites

Historiquement, les méthodes de fusion au niveau des données se divisaient en trois catégories principales : la substitution de composantes (CS), l'analyse multi-résolution (MRA) et l'optimisation variationnelle (VO).24

* **Substitution de composantes (CS) :** Ces techniques, comme la transformation de Gram-Schmidt ou l'ACP, projettent le HSI dans un espace où la composante spatiale est isolée puis remplacée par l'image PAN.17 Bien qu'efficaces spatialement, elles induisent souvent une distorsion spectrale significative.24
* **Analyse multi-résolution (MRA) :** Basées sur des pyramides de Laplace ou des ondelettes, ces méthodes extraient les détails haute fréquence de l'image PAN pour les injecter dans le HSI.17 Elles préservent mieux les couleurs mais peuvent générer des artefacts de sifflement (ringing).17
* **Optimisation Variationnelle (VO) :** Ce paradigme traite la fusion comme un problème d'estimation statistique, utilisant des priors mathématiques pour guider la reconstruction.25 La complexité réside dans la conception de fonctions de régularisation capables de modéliser la corrélation spectrale élevée des bandes HSI.20

### L'ascension de l'apprentissage profond et des modèles de diffusion

L'intégration des réseaux de neurones convolutionnels (CNN) a permis de surpasser les méthodes traditionnelles en apprenant des relations non linéaires complexes.19 Cependant, les CNN classiques se concentrent souvent sur les textures locales et négligent les dépendances spectrales à longue distance.19 Les architectures basées sur les Transformers, comme *INNformer* ou *SwinGAN*, ont été introduites pour capturer ce contexte global via des mécanismes d'attention.19

Une innovation majeure récente réside dans l'utilisation des modèles de diffusion (DDPM). Le cadre *uTDSP* (Unsupervised Transformer-based Diffusion and Spectral Priors) propose une approche non supervisée où les priors spectraux sont appris directement de l'image basse résolution, en supposant que la distribution stochastique des profils spectraux reste similaire à travers les échelles.23 Cette approche est particulièrement pertinente pour les systèmes de communication car elle réduit la dépendance aux bases de données étiquetées massives, souvent indisponibles dans les scénarios de déploiement réel.23

## Fusion au niveau des caractéristiques (Feature-Level) : Synergie multi-source

La fusion au niveau des caractéristiques est devenue la stratégie dominante pour la classification et la détection d'objets.13 Elle consiste à extraire des descripteurs spécifiques de chaque modalité (ex: texture du HSI, forme du LiDAR) et à les combiner dans un espace de caractéristiques joint.13

### Mécanismes d'interaction et réduction de dimension

Le défi majeur ici est l'hétérogénéité des données. Les méthodes comme l'Analyse de Corrélation Discriminante (DCA) fusionnent les vecteurs de caractéristiques en maximisant les corrélations par paires entre deux ensembles tout en éliminant les corrélations entre classes redondantes.31 Cette étape est cruciale pour le transport des données : en fusionnant les caractéristiques au lieu des pixels bruts, on réduit drastiquement la bande passante nécessaire tout en conservant l'information discriminante.33

Les réseaux de neurones multimodaux modernes intègrent désormais des modules d'attention croisée (cross-attention). Par exemple, le cadre *Modality Fusion Vision Transformer* utilise des blocs de fusion empilables pour traiter les caractéristiques hétérogènes du HSI et du LiDAR, réduisant ainsi les exigences d'alignement strict entre les espaces de caractéristiques.35 En parallèle, des approches basées sur la logique floue, comme *DFNet*, permettent d'ajuster dynamiquement les poids des modalités en fonction de l'incertitude de la scène, améliorant ainsi la robustesse face au bruit des capteurs.36

### Leçons apprises sur la fusion des caractéristiques

L'analyse de la littérature suggère que l'efficacité de la fusion des caractéristiques dépend de trois facteurs clés :

1. **L'alignement temporel et spatial :** Les données doivent être co-enregistrées avec une précision sub-pixel pour éviter les artefacts de fusion.13
2. **La complémentarité des descripteurs :** Fusionner des caractéristiques trop similaires n'apporte que peu de gain de performance et augmente inutilement la complexité computationnelle.14
3. **L'adaptation au domaine :** Les modèles doivent être capables de généraliser à de nouvelles zones géographiques sans nécessiter un ré-entraînement complet, une nécessité pour les applications de surveillance en temps réel.38

## Fusion au niveau de la décision (Decision-Level) : Intelligence distribuée et consensus

La fusion au niveau de la décision représente le niveau d'abstraction le plus élevé, où les résultats de plusieurs classifieurs indépendants sont combinés pour produire une décision finale.27 Cette approche est intrinsèquement liée aux architectures de calcul en périphérie (edge computing), où différents agents peuvent traiter localement des sous-ensembles de données avant de synchroniser leurs conclusions.1

### Systèmes multi-classifieurs et méthodes d'ensemble

Les techniques classiques incluent le vote pondéré, la théorie de l'évidence de Dempster-Shafer et les systèmes flous.27 Dans un contexte moderne, l'utilisation de méthodes d'ensemble comme les Gradient Boosting Decision Trees (GBDT) sur des caractéristiques spectrales extraites a montré des performances supérieures pour l'identification d'origine des produits agricoles.41 Des architectures plus complexes utilisent des "portes de routage" (routing gates) pour déterminer dynamiquement le chemin computationnel optimal, activant uniquement les modules de décision les plus pertinents pour un échantillon donné.32

### Avantages pour la communication et la résilience

La fusion au niveau de la décision offre une résilience accrue contre la défaillance d'un capteur unique.27 Dans un réseau 6G, si une liaison de communication transportant les données LiDAR est interrompue, le système peut toujours s'appuyer sur la décision issue du capteur HSI, bien que potentiellement moins précise.2 De plus, ce niveau de fusion minimise la charge réseau, car seuls les scores de confiance ou les labels de classe sont transmis entre les nœuds du réseau.32

| **Niveau de Fusion** | **Étape de Traitement** | **Avantage Principal** | **Impact sur la Communication** |
| --- | --- | --- | --- |
| Données (Pixel) | Pré-traitement / Reconstruction | Fidélité maximale de l'information.23 | Très haute consommation de bande passante.42 |
| Caractéristiques | Extraction / Représentation | Équilibre entre précision et complexité.13 | Réduction significative du volume de données.33 |
| Décision | Classification / Inférence | Robustesse maximale aux bruits et pannes.27 | Charge réseau minimale (transmission de labels).32 |

## L'intégration dans les écosystèmes de communication : 6G, IoT et SAGIN

Une revue pour IEEE COMST doit impérativement traiter de l'interaction entre la fusion hyperspectrale et les réseaux de communication.3 L'imagerie hyperspectrale n'est plus une discipline isolée ; elle devient une composante du "Sensing as a Service" dans les réseaux futurs.1

### Contraintes de bande passante et Edge AI

Le volume massif de données généré par les caméras hyperspectrales (plusieurs gigabits par seconde) pose un défi de transmission insurmontable pour les liaisons satellites traditionnelles.34 La solution réside dans le déploiement de modèles de fusion sur des architectures FPGA-ARM directement sur les drones ou les satellites (Edge AI).42 Cela permet d'effectuer une correction radiométrique et une fusion en temps réel, transformant les images brutes en informations sémantiques utiles avant la transmission au sol.34

### Sécurité et Intelligence Artificielle Générative (GAI)

Les réseaux intégrés espace-air-sol (SAGIN) font face à des défis de sécurité sans précédent dus à leur hétérogénéité multidimensionnelle.7 La fusion hyperspectrale peut être la cible d'attaques adverses visant à manipuler les résultats de classification.10 En réponse, l'IA générative (GAI) est explorée pour renforcer la sécurité : les GAN peuvent être utilisés pour synthétiser des données d'entraînement robustes ou pour détecter des anomalies dans les flux de données fusionnées.7

### Communication sémantique et LLM

Une tendance émergente mentionnée dans les travaux récents est la fusion des caméras hyperspectrales avec des Grands Modèles de Langage (LLM), créant ce qu'on appelle un "LLM à haut cerveau".21 Cette intégration permet de traduire des signatures spectrales complexes en alertes en langage naturel, par exemple pour la détection de collisions par faible visibilité ou le contrôle de la qualité alimentaire.21 Dans ce cadre, la communication ne porte plus sur les bits, mais sur le sens (Semantic Communication), optimisant l'efficacité des réseaux 6G.8

## Benchmarks, Datasets et Métriques d'Évaluation

Pour être considérée comme une ressource de référence, la revue doit fournir un guide complet des outils de validation. Les compétitions de la IEEE Geospatial Remote Sensing Society (GRSS) fournissent les standards de l'industrie.22

| **Nom du Dataset** | **Composition Multimodale** | **Résolution Spatiale** | **Application Cible** |
| --- | --- | --- | --- |
| Houston 2013 | HSI (144 bandes) + LiDAR DSM.44 | 2.5 m | Classification urbaine standard.44 |
| Houston 2018 | HSI + LiDAR Multispectral + RGB VHR.22 | 0.5 m - 1 m | Cartographie urbaine fine-grained.22 |
| Pavia Center | HSI (ROSIS) + Image PAN.45 | 1.3 m | Analyse de matériaux urbains.45 |
| SEN12-FLOOD | Multispectral + Radar (SAR).13 | Variée | Cartographie des inondations.13 |

### Métriques de performance standardisées

L'évaluation de la fusion hyperspectrale requiert des métriques capables de quantifier à la fois la fidélité spectrale et la netteté spatiale.45

* **PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio) :** Mesure la qualité de reconstruction spatiale pour chaque bande.45
* **SAM (Spectral Angle Mapper) :** Quantifie la similarité spectrale entre le spectre estimé et le spectre de référence. Une valeur plus faible indique une meilleure préservation des couleurs.45
* **ERGAS :** Décrit la qualité statistique globale des données fusionnées, prenant en compte le rapport de résolution spatiale.45
* **Q2n :** Une généralisation de l'indice de qualité d'image universel pour les images multi-bandes, capturant les distorsions spectrales et spatiales simultanément.45

## Plan de rédaction professionnel proposé pour IEEE COMST

Basé sur l'analyse des revues acceptées et des exigences éditoriales, voici le plan détaillé recommandé pour une soumission de haut niveau.

### I. Introduction

Cette section doit justifier l'opportunité de la revue. Elle doit expliquer pourquoi la fusion hyperspectrale est devenue cruciale pour les futurs systèmes de communication (ex: 6G, ISAC) et identifier le manque comblé par ce survey par rapport aux travaux existants.3

### II. Principes fondamentaux et cadre technologique

* **A. Nature des données hyperspectrales :** Définition, cube de données, modèles de dégradation.15
* **B. Capteurs complémentaires :** PAN, MSI, LiDAR, SAR, Radar.13
* **C. Pertinence pour les communications :** Le rôle de la fusion dans l'IoT, les réseaux de drones et les satellites de nouvelle génération.1

### III. Taxonomie de la fusion hyperspectrale

Cette section doit présenter une classification hiérarchique claire.

* **A. Fusion au niveau des données (Data-Level/Pansharpening) :** Méthodes CS, MRA, VO et approches DL modernes (Transformers, Diffusion).23
* **B. Fusion au niveau des caractéristiques (Feature-Level) :** Interaction spatiale-spectrale, attention croisée, réduction de dimensionnalité.31
* **C. Fusion au niveau de la décision (Decision-Level) :** Systèmes multi-classifieurs, fusion floue, apprentissage d'ensemble.27

### IV. La fusion hyperspectrale dans l'écosystème 6G

C'est la section "cœur" pour une revue IEEE COMST.

* **A. ISAC (Integrated Sensing and Communication) :** Comment la fusion HSI aide à l'estimation de canal et à la gestion des ressources.1
* **B. Edge Intelligence et contraintes réseau :** Architectures de calcul décentralisées pour le traitement HSI massif.40
* **C. Sécurité des flux de données fusionnées :** Attaques adverses et défenses basées sur la GAI.7

### V. Tutoriel : Implémentation et études de cas

Fournir des exemples concrets, par exemple sur l'utilisation du dataset Houston 2018 pour une application de *Smart City*.22 Inclure des extraits de code ou des diagrammes de pipeline pour guider les nouveaux chercheurs.4

### VI. Benchmarks et évaluation de la performance

Tableaux comparatifs des algorithmes SOTA, discussion sur les métriques PSNR, SAM, ERGAS et analyse des jeux de données publics.22

### VII. Défis ouverts et orientations futures

* **A. Vers une IA hyperspectrale non supervisée :** Réduction de la dépendance aux labels.23
* **B. Informatique quantique pour la fusion HSI :** Potentiel du QML (Quantum Machine Learning).47
* **C. Communication sémantique et fusion multimodalité :** Passer du pixel au sens.8

### VIII. Conclusions et leçons apprises

Synthèse des insights majeurs et recommandations finales pour les chercheurs et praticiens.2

## Analyse des défis et perspectives d'avenir

L'un des défis majeurs identifiés dans la littérature est le "mismatch" spectral entre l'image panchromatique et les bandes hyperspectrales.24 La plupart des méthodes supposent que le PAN couvre la même gamme spectrale que le HSI, ce qui est rarement le cas en pratique.24 Les futures recherches devront se concentrer sur des modèles capables de gérer ces incohérences via des architectures d'apprentissage auto-adaptatives qui ajustent les poids de fusion à la volée pour chaque bande.24

De plus, l'intégration de la dimension temporelle (fusion multi-temporelle) reste sous-explorée. L'utilisation de séquences d'images pour la super-résolution (MISR) combinée au pansharpening pourrait permettre de dépasser les limites de résolution native des capteurs satellitaires actuels.18 Enfin, la démocratisation des drones équipés de capteurs HSI miniaturisés offre une opportunité unique pour le monitoring agricole de précision, à condition de résoudre les problèmes de distorsion géométrique liés aux mouvements de la plateforme UAV.37

## Conclusions stratégiques

La rédaction d'une revue sur la fusion des données hyperspectrales pour IEEE COMST nécessite une vision holistique qui unit les mathématiques du signal, l'ingénierie logicielle de l'IA et les protocoles de réseaux sans fil. La transition vers des modèles non supervisés et l'intégration de l'IA générative marquent le début d'une nouvelle ère où la fusion ne servira plus seulement à améliorer une image, mais à fournir une intelligence situationnelle en temps réel pour les infrastructures critiques mondiales. En suivant la structure taxonomique et les recommandations de communication détaillées dans ce rapport, les auteurs pourront produire un document qui non seulement synthétise le domaine, mais définit également son avenir au sein de la prochaine génération de réseaux intelligents.

#### Sources des citations

1. A Survey on Integrated Sensing, Communication, and Computation - IEEE Xplore, consulté le janvier 19, 2026, <https://ieeexplore.ieee.org/iel8/9739/11207096/10812728.pdf>
2. A Comprehensive Survey of Knowledge-Driven Deep Learning for Intelligent Wireless Network Optimization in 6G - IEEE Xplore, consulté le janvier 19, 2026, <https://ieeexplore.ieee.org/iel8/9739/11321210/11017513.pdf>
3. From Literature to Insights: Methodological Guidelines for Survey Writing in Communications Research - arXiv, consulté le janvier 19, 2026, <https://www.arxiv.org/pdf/2509.25828>
4. From Literature to Insights: Methodological Guidelines for Survey Writing in Communications Research - arXiv, consulté le janvier 19, 2026, <https://arxiv.org/html/2509.25828v1>
5. From Literature to Insights: Methodological Guidelines for Survey Writing in Communications Research - ResearchGate, consulté le janvier 19, 2026, <https://www.researchgate.net/publication/396049209_From_Literature_to_Insights_Methodological_Guidelines_for_Survey_Writing_in_Communications_Research>
6. Editorial Sixth Bi-Monthly 2025 IEEE
7. Generative AI-Empowered Secure Communications in Space–Air–Ground Integrated Networks: A Survey and Tutorial - IEEE Xplore, consulté le janvier 19, 2026, <https://ieeexplore.ieee.org/iel8/9739/11321210/11309727.pdf>
8. Editorial Third Bi-Monthly 2025 IEEE COMMUNICATIONS SURVEYS AND TUTORIALS, consulté le janvier 19, 2026, <https://ieeexplore.ieee.org/iel8/9739/11032135/11033156.pdf>
9. Meng, Tong; Jing, Xuyang; Yan, Zheng; Pedrycz, Witold A survey on machine learning for data fusion - acris, consulté le janvier 19, 2026, <https://acris.aalto.fi/ws/portalfiles/portal/40174084/ELEC_Meng_Survey_on_Machine_InFFUS.pdf>
10. Adversarial Attacks and Defenses in Machine Learning-Empowered Communication Systems and Networks: A Contemporary Survey, consulté le janvier 19, 2026, <https://par.nsf.gov/servlets/purl/10509537>
11. Radar and Camera Fusion for Object Detection and ... - IEEE Xplore, consulté le janvier 19, 2026, <https://ieeexplore.ieee.org/iel8/9739/11321210/11127186.pdf>
12. Radar and Camera Fusion for Object Detection and Tracking: A Comprehensive Survey - IEEE Xplore, consulté le janvier 19, 2026, <https://ieeexplore.ieee.org/iel8/9739/5451756/11127186.pdf>
13. Multi-View Data Fusion in Feature and Decision Spaces for Flood Inundation Mapping, consulté le janvier 19, 2026, <https://www.researchgate.net/publication/397975535_Multi-View_Data_Fusion_in_Feature_and_Decision_Spaces_for_Flood_Inundation_Mapping>
14. Classification of Hyperspectral and LiDAR Data Using Multi-Modal Transformer Cascaded Fusion Net - MDPI, consulté le janvier 19, 2026, <https://www.mdpi.com/2072-4292/15/17/4142>
15. A Comprehensive Survey for Hyperspectral Image Classification: The Evolution from Conventional to Transformers and Mamba Models - arXiv, consulté le janvier 19, 2026, <https://arxiv.org/html/2404.14955v4>
16. A Comprehensive Survey for Hyperspectral Image Classification: The Evolution from Conventional to Transformers - arXiv, consulté le janvier 19, 2026, <https://arxiv.org/html/2404.14955v3>
17. MSGF-GLP: fusion method of visible and hyperspectral data for early detection of discolored standing trees - PubMed Central, consulté le janvier 19, 2026, <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC10701741/>
18. Multitemporal Feature-Level Fusion on Hyperspectral and LiDAR Data in the Urban Environment - MDPI, consulté le janvier 19, 2026, <https://www.mdpi.com/2072-4292/15/3/632>
19. (PDF) Hyperspectral and multispectral remote sensing image fusion using SwinGAN with joint adaptive spatial-spectral gradient loss function - ResearchGate, consulté le janvier 19, 2026, <https://www.researchgate.net/publication/373666529_Hyperspectral_and_multispectral_remote_sensing_image_fusion_using_SwinGAN_with_joint_adaptive_spatial-spectral_gradient_loss_function>
20. Design of an Unrolled Neural Network for Hyperspectral Pansharpening - GdR IASIS, consulté le janvier 19, 2026, <https://gdr-iasis.cnrs.fr/kiosque/design-of-an-unrolled-neural-network-for-hyperspectral-pansharpening/>
21. AI-Driven HSI: Multimodality, Fusion, Challenges, and the Deep Learning Revolution - arXiv, consulté le janvier 19, 2026, <https://arxiv.org/html/2502.06894v1>
22. 2018 IEEE GRSS Data Fusion Challenge – Fusion of Multispectral LiDAR and Hyperspectral Data - Machine Learning and Signal Processing Laboratory - University of Houston, consulté le janvier 19, 2026, <https://machinelearning.ee.uh.edu/2018-ieee-grss-data-fusion-challenge-fusion-of-multispectral-lidar-and-hyperspectral-data/>
23. Hyperspectral Pansharpening with Transformer-based Spectral Diffusion Priors - CVF Open Access, consulté le janvier 19, 2026, <https://openaccess.thecvf.com/content/WACV2025W/GeoCV/papers/Jiang_Hyperspectral_Pansharpening_with_Transformer-based_Spectral_Diffusion_Priors_WACVW_2025_paper.pdf>
24. Zero-Shot Hyperspectral Pansharpening Using Hysteresis-Based Tuning for Spectral Quality Control - IEEE Xplore, consulté le janvier 19, 2026, <https://ieeexplore.ieee.org/iel8/36/10807682/11053838.pdf>
25. Hyperspectral Pansharpening Enhanced With Multi-Image Super-Resolution for PRISMA Data - IEEE Xplore, consulté le janvier 19, 2026, <https://ieeexplore.ieee.org/iel8/4609443/10766875/11045391.pdf>
26. Hyperspectral and Multispectral Remote Sensing Image Fusion Based on a Retractable Spatial–Spectral Transformer Network - MDPI, consulté le janvier 19, 2026, <https://www.mdpi.com/2072-4292/17/12/1973>
27. A Survey of Multimodal Data Fusion in Earth Observation-Remote Sensing - Preprints.org, consulté le janvier 19, 2026, <https://www.preprints.org/manuscript/202510.0743>
28. PanComplex: Leveraging Complex-Valued Neural Networks for Enhanced Pansharpening - IJCAI, consulté le janvier 19, 2026, <https://www.ijcai.org/proceedings/2025/0190.pdf>
29. Diffusion Models for Future Networks and Communications: A Comprehensive Survey, consulté le janvier 19, 2026, <https://arxiv.org/html/2508.01586v1>
30. Data Fusion of Electronic Nose and Multispectral Imaging for Meat Spoilage Detection Using Machine Learning Techniques - MDPI, consulté le janvier 19, 2026, <https://www.mdpi.com/1424-8220/25/10/3198>
31. Fusion of Hyperspectral and LiDAR Data Using Discriminant Correlation Analysis for Land Cover Classification - IEEE Xplore, consulté le janvier 19, 2026, <https://ieeexplore.ieee.org/iel7/4609443/8493483/08464243.pdf>
32. Dynamic Cross-Modal Feature Interaction Network for Hyperspectral and LiDAR Data Classification - arXiv, consulté le janvier 19, 2026, <https://arxiv.org/html/2503.06945v1>
33. A Novel Feature Fusion Approach for VHR Remote Sensing Image Classification - IEEE Xplore, consulté le janvier 19, 2026, <https://ieeexplore.ieee.org/iel7/4609443/9314330/09277624.pdf>
34. Designing (Not Only) Constellation Space Data Centers | Request PDF - ResearchGate, consulté le janvier 19, 2026, <https://www.researchgate.net/publication/397980830_Designing_Not_Only_Constellation_Space_Data_Centers>
35. Modality Fusion Vision Transformer for Hyperspectral and LiDAR Data Collaborative Classification - IEEE Xplore, consulté le janvier 19, 2026, <https://ieeexplore.ieee.org/iel8/4609443/10330207/10574165.pdf>
36. Deep Fuzzy Fusion Network for Joint Hyperspectral and LiDAR Data Classification - MDPI, consulté le janvier 19, 2026, <https://www.mdpi.com/2072-4292/17/17/2923>
37. Remote sensing image fusion on 3D scenarios: A review of applications for agriculture and forestry, consulté le janvier 19, 2026, <https://ruja.ujaen.es/bitstreams/ca19f33c-dbdb-4b2b-8210-f21776bc9b4c/download>
38. Full article: Hybrid deep learning and boosting for multi-source coastal scene classification using aerial imagery - Taylor & Francis, consulté le janvier 19, 2026, <https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/10106049.2025.2596965>
39. Hyperspectral Image Classification on Decision level fusion, consulté le janvier 19, 2026, <https://www.ijcaonline.org/proceedings/icwet2012/number7/5358-1049/>
40. AIoT-Enabled Data Management for Smart Agriculture: A Comprehensive Review on Emerging Technologies - ResearchGate, consulté le janvier 19, 2026, <https://www.researchgate.net/publication/392605537_AIoT-Enabled_Data_Management_for_Smart_Agriculture_A_Comprehensive_Review_on_Emerging_Technologies>
41. Multimodal deep learning with hyperspectral imaging for accurate origin classification of wolfberries - PMC - NIH, consulté le janvier 19, 2026, <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC12553079/>
42. Onboard Real-Time Hyperspectral Image Processing System Design for Unmanned Aerial Vehicles - MDPI, consulté le janvier 19, 2026, <https://www.mdpi.com/1424-8220/25/15/4822>
43. Dual-Comb Mid-Infrared Spectromicroscopy with Photothermal Fluorescence Detection - ChemRxiv, consulté le janvier 19, 2026, <https://chemrxiv.org/engage/api-gateway/chemrxiv/assets/orp/resource/item/65e8fe7b9138d23161dc388b/original/dual-comb-mid-infrared-spectromicroscopy-with-photothermal-fluorescence-detection.pdf>
44. 2013 IEEE GRSS Data Fusion Contest – Fusion of Hyperspectral and LiDAR Data - Machine Learning and Signal Processing Laboratory - University of Houston, consulté le janvier 19, 2026, <https://machinelearning.ee.uh.edu/2013-ieee-grss-data-fusion-contest/>
45. Hyperspectral and Multispectral Remote Sensing Image Fusion Based on Endmember Spatial Information - MDPI, consulté le janvier 19, 2026, <https://www.mdpi.com/2072-4292/12/6/1009>
46. Multitemporal Feature-Level Fusion on Hyperspectral and LiDAR Data in the Urban Environment - OUCI, consulté le janvier 19, 2026, <https://ouci.dntb.gov.ua/en/works/4yEoMoB4/>
47. Quantum Machine Learning for 6G Space–Air–Ground Integrated Networks - IEEE Xplore, consulté le janvier 19, 2026, <https://ieeexplore.ieee.org/iel8/9739/11321210/11165357.pdf>
48. From spectrum to yield: advances in crop photosynthesis with hyperspectral imaging - NIH, consulté le janvier 19, 2026, <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC12319944/>