

Nom et prénom	Etablissement	Grade	Qualité
TAIRI Hamid	Faculté des Sciences Dhar EL Mahraz, Fès	PES	Président
TAIME Abderazzak	École Supérieure de Technologie, Khénifra	MCH	Rapporteur
AGHOUTANE Badraddine	Faculté des Sciences, Meknès	PES	Rapporteur
EL FAZAZY Khalid	Faculté des Sciences Dhar EL Mahraz, Fès	PES	Rapporteur
YAHYAOUY Ali	Faculté des Sciences Dhar EL Mahraz, Fès	PES	Examineur
MAHRAZ Mohamed Adnane	Faculté des Sciences Dhar EL Mahraz, Fès	MCH	Examineur
RIFFI Jamal	Faculté des Sciences Dhar EL Mahraz, Fès	MCH	Directeur de thèse



Résumé :

Cette thèse développe et valide un cadre systématique d'architectures d'apprentissage profond hybrides et de mécanismes d'entraînement adaptatifs pour une classification robuste et une généralisation améliorée dans des domaines complexes. La recherche se concentre sur trois contributions principales qui démontrent comment la combinaison stratégique de composants architecturaux et de mécanismes d'entraînement améliore les performances et la robustesse à travers différents défis d'apprentissage automatique, avec une application particulière aux systèmes de classification agricole. Les contributions principales incluent : (1) DMCNNA (Deep Multi-Component Neural Network Architecture) - une architecture hybride avec des encodeurs spécialisés par modalité et une fusion adaptative pondérée, démontrant des performances supérieures sur diverses tâches de classification multimodale. (2) FBVL (Feedback-Based Validation Learning) - un mécanisme d'entraînement hybride incorporant un retour de validation comme régularisateur dynamique, améliorant la généralisation à travers architectures et jeux de données. (3) Intégration DMCNNA-FBVL - une approche synergique combinant les forces architecturales et procédurales pour une performance optimale, avec une validation approfondie sur la classification des maladies des plantes présentée dans l'article "DMCNNA-FBVL : A Hybrid Deep Learning Framework for Robust Plant Disease Classification". L'hybridation est conceptualisée à deux niveaux complémentaires : architectural (conception respectueuse des modalités avec fusion adaptative) et procédural (entraînement informé par validation avec régularisation dynamique). Cette approche multi-niveau répond aux limitations fondamentales des architectures monolithiques qui suppriment les caractéristiques spécifiques aux modalités et souffrent de surapprentissage. La validation croisée entre différents domaines d'application établit l'applicabilité générale des principes d'hybridation. L'application agricole, particulièrement dans le cadre de la détection des maladies des plantes, démontre la pertinence pratique et l'impact direct sur des défis sociétaux critiques. La taxonomie unifiée révèle des forces complémentaires suggérant des opportunités d'intégration synergique, particulièrement la combinaison DMCNNA-FBVL qui exploite à la fois l'architecture modulaire et les mécanismes d'entraînement robustes. Les directions futures incluent l'extension vers des jeux de données plus volumineux et multimodaux, l'intégration dans des architectures de classification avancées telles que YOLO, et l'application dans des domaines agricoles où la robustesse et la précision sont critiques pour des applications pratiques telles que la détection de mauvaises herbes, la classification des cultures, et l'optimisation du rendement. Cette recherche établit l'hybridation non pas seulement comme collection de techniques, mais comme philosophie de conception cohérente guidant le développement de systèmes d'apprentissage automatique plus robustes, efficaces, et déployables dans des applications réelles, particulièrement dans le secteur agricole.

Mots clés : architectures d'apprentissage profond hybrides, mécanismes d'entraînement adaptatifs, classification robuste, généralisation, DMCNNA, FBVL, fusion de modalités, apprentissage machine, apprentissage multimodal, régularisation dynamique, classification des maladies des plantes, agriculture de précision



Hybrid Deep Learning Architectures for Robust Classification

Abstract: This thesis establishes a comprehensive framework for Hybrid Deep Learning Architectures and Adaptive Training Mechanisms for Robust Classification and Generalization. The research addresses fundamental challenges in modern machine learning by developing systematic approaches that combine architectural innovation with procedural enhancements to achieve superior performance across diverse domains, with particular emphasis on agricultural classification systems. The research contributions span two complementary hybridization levels: architectural hybridization through the Deep Multi-Component Neural Network Architecture (DMCNNA), which preserves modality-specific processing while enabling sample-adaptive fusion; and procedural hybridization via Feedback-Based Validation Learning (FBVL), which transforms training by incorporating validation feedback as dynamic regularization, demonstrating consistent generalization improvements across architectures and datasets. The Deep Multi-Component Neural Network Architecture (DMCNNA) represents a novel approach to multimodal data processing that maintains dedicated processing pathways for different input modalities while learning optimal fusion strategies. Through specialized encoders and learnable weighted combination mechanisms, DMCNNA achieves superior classification performance while maintaining interpretability and robustness to missing or degraded input modalities. Feedback-Based Validation Learning (FBVL) introduces a paradigm shift in training methodology by incorporating real-time validation feedback into the gradient computation process. This approach creates a dynamic regularization mechanism that adapts to model performance throughout training, preventing overfitting while maintaining discriminative capability across diverse datasets and architectures. The synergistic integration of DMCNNA and FBVL demonstrates the power of multi-level hybridization, where architectural and procedural innovations complement each other to achieve performance gains that exceed the sum of individual improvements. This integrated approach is extensively validated through the article "DMCNNA-FBVL: A Hybrid Deep Learning Framework for Robust Plant Disease Classification", which demonstrates practical application to agricultural challenges including crop disease detection, weed classification, and yield prediction. The agricultural use case showcases how hybrid deep learning architectures address real-world deployment requirements including robustness to environmental variation, limited labeled data, and computational constraints. Cross-domain validation across controlled experimental settings and diverse application scenarios provides compelling evidence for the general applicability of hybridization principles. The unified taxonomy reveals complementary strengths across hybridization levels, suggesting systematic approaches for developing more robust, interpretable, and deployable machine learning systems. Future research directions include scaling the developed architectures and training mechanisms to larger, multimodal datasets, integrating the hybrid framework into advanced classification architectures such as YOLO-based systems, and extending applications to agricultural domains where robustness and accuracy are critical for practical deployment including precision herbicide application, automated phenotyping, and soil quality mapping. The research establishes hybridization not merely as a collection of techniques, but as a coherent design philosophy that guides the development of more robust, interpretable, and deployable machine learning systems. The systematic framework provides actionable guidance for researchers and practitioners while demonstrating direct practical impact across multiple application domains, with agricultural



classification serving as a primary validation domain that addresses critical societal challenges in food security and sustainable farming.

Key Words: Hybrid deep learning architectures, adaptive training mechanisms, robust classification, generalization, DMCNNA, FBVL, modality fusion, machine learning, multimodal learning, dynamic regularization, plant disease classification, precision agriculture