Centre d'Etudes Doctorales : Sciences et Techniques et Sciences Médicales

Avis de Soutenance

THESE DE DOCTORAT

Présentée par

Monsieur JAI MANSOURI NABIL

Discipline : Sciences de l'Ingénieur
Spécialité : Systèmes Intelligents et Informatique

Sujet de la thèse

Deep Learning approach for ultrasonic signals processing

Formation Doctorale " Sciences de l'Ingénieur, Sciences Physiques, Mathématiques et informatique"

Thèse présentée et soutenue **le jeudi 21 septembre 2023 à 10h** à l'Ecole Nationale des Sciences Appliquées de Fès, devant le jury composé de :

Nom et Prénom	Titre	Etablissement	
Hassan MOUSTABCHIR	PES	Ecole Nationale des Sciences Appliquées de Fès	Président
Nicolas WILKIE-CHANCELLIER	Pr des Universités	CY Cergy- Paris Université	Rapporteur
Jerome FORTINEAU	Pr des Universités	INSA Centre Val de Loire	Rapporteur
Zakaria CHALH	PES	Ecole Nationale des Sciences Appliquées de Fès	Rapporteur
Pascal PONCELET	Pr des Universités	Université Montpellier	Examinateur
Emmanuel LECLEZIO	Pr des Universités	Université Montpellier	Directeur de Thèse
Gilles DESPAUX	Pr des Universités	Université Montpellier	Co-Directeur de Thèse
Ghizlane KHAISSIDI	PES	Ecole Nationale des Sciences Appliquées de Fès	Directeur de Thèse
Mostafa MRABTI	PES	Ecole Nationale des Sciences Appliquées de Fès	Invité

Laboratoire de recherche : Informatique et Physique Interdisciplinaire
Etablissement : Ecole Nationale des Sciences Appliquées de Fès

Centre d'Etudes Doctorales : Sciences et Techniques et Sciences Médicales

Résumé de la thèse

L'imagerie ultrasonore est une méthode de contrôle non destructif qui est utilisée pour plusieurs applications dans le domaine médical et industriel. Cette méthode présente de nombreux avantages qui favorisent son utilisation par rapport aux autres méthodes de contrôle non destructif. Parallélement, l'apprentissage profond a attiré l'attention des chercheurs dans de multiples domaines. En particulier, dans le domaine de l'imagerie ultrasonore, plusieurs études basées sur des algorithmes de l'apprentissage profond ont porté sur le traitement des ondes ultrasonores et des signaux ultrasonores qui ont été exploités par la suite pour effectuer des mesures ou pour former des images acoustiques. Ces images ont été traitées par des algorithmes de l'apprentissage profond également pour l'extraction d'informations en général.

L'objectif principal de cette thèse est d'améliorer les méthodes de traitement des signaux ultrasonores en utilisant des algorithmes de l'apprentissage profond. Une revue de la littérature a démontré que la plupart des études visent à prendre des mesures précises qui sont souvent exploitées pour synthétiser les images ultrasonores. À cette fin, cette thèse s'est concentrée sur l'estimation précise du temps de vol (TV) des ondes ultrasonores en utilisant des réseaux de neurones artificiels. Tout d'abord, les estimations ont été testées sur des signaux ultrasonores synchronisés contenant un pulse et un écho, représentant la distribution de données la moins compliquée sur laquelle les méthodes de traitement du signal prédisent sans erreur. Cette comparaison a prouvé l'adéquation des méthodes de l'apprentissage profond à cette application. Par la suite, la complexité des données a été augmentée pour correspondre à la distribution du signal réel provenant des montages expérimentaux. Les méthodes proposées pour l'estimation des TVs ont été comparées à la méthode de corrélation croisée, la plus précise et la plus utilisée pour la prédiction du temps de vol. Les tests ont été réalisés sur un jeu de données de signaux ultrasonores avec des TVs uniformément distribués. Les résultats ont montré des améliorations considérables dans la précision de l'estimation des TVs où la méthode proposée a surpassé la méthode traditionnelle de traitement du signal

Logo

sur 99% des échantillons. Les échantillons restants ont été analysés et ont montré un biais statistique. Pour cette raison, un modèle de l'apprentissage profond pour la classification a été proposé pour distinguer ces distributions de données et qui a atteint une précision de 99,7%, ce qui permet d'employer la méthode appropriée en fonction de la distribution du signal. Cette distinction a conduit à une amélioration de la précision de l'estimation du TV, ce qui améliorera directement la qualité des mesures. La principale limitation à ce stade était la présence de bruit qui est couramment rencontré sur les signaux ultrasonores réels. Le bruit dégrade l'information contenue dans les signaux en fonction de son intensité. Pour cette raison, cette thèse a traité ce sujet séparément en utilisant une approche centrée sur les données.

La présence de bruit est très courante sur les signaux ultrasonores et a un impact important sur l'information intégrée. De plus, il empêche la méthode précédente d'estimer avec précision les temps de vol des ondes ultrasonores. Dans

ce but, cette thèse propose une méthode de débruitage issue de l'apprentissage profond employant des auto-encodeurs convolutifs avec des connexions à saut d'attention. La réduction du bruit de cette méthode a été comparée à celles des méthodes de traitement des signaux, des méthodes basées sur l'apprentissage automatique et d'autres méthodes de l'apprentissage profond. Cette comparaison a étudié l'amélioration du rapport signal/bruit (SNR) et le coefficient de Pearson (P'r) avant et après la réduction du bruit. La méthode de réduction du bruit proposée a montré une amélioration considérable du rapport signal/bruit qui a atteint 30 dB sur des signaux très bruités. De plus, elle a maintenu le P'r très proche de 1 même sur des signaux avec un SNR initial faible. L'architecture de cette méthode a été entraînée à déconvoluer également les signaux ultra- sonores. Théoriquement, la résolution axiale de l'imagerie ultrasonore est limitée à la moitié de la longueur d'impulsion spatiale. La méthode de déconvolution proposée permet une localisation précise des échos et réduit la résolution axiale à moins d'un vingtième de la longueur d'impulsion spatiale de l'écho.

Logo

Enfin, les travaux de cette thèse se sont consacrés à la mise en place d'un pipeline permettant de reproduire les mêmes résultats sur des signaux réels. Ces étapes visaient à estimer la fréquence centrale du transducteur utilisé et les paramètres de l'enveloppe du signal ultrasonore considérée comme une fonction bigaussienne. Par la suite, ces paramètres ont été exploités pour simuler des signaux corrélatifs sur lesquels les méthodes proposées précédemment doivent être entraînées, validées et testées. Enfin, ces méthodes ont été testées sur des signaux réels pour la mesure d'épaisseur et l'exploration de l'état de surface et ont montré des résultats similaires à ceux des signaux synthétiques.

Mots clés :

Adam (Adaptative Momentum Estimation) - AIC (Akaike Information Criterion - ANN (Artificial Neural Networks) - Att-CAE (Attention u-shaped Convolutional Autoencoder) - BF (Butterworth Filtering) - BP (Backpropagation) - BRNN (Bidirectional Recurrent Neural Networks) - CAE (Convolutional Autoencoder) - CC (Cross-Correlation) - CE (Cross-Entropy) - CNN (Convolutional Neural Networks - CTC (Connectionist Temporal Classification) - DEKF (Discrete Extended Kalman Filter) - DL (Deep Learning) - DRNN (Deep Recurrent Neural Networks - DWT (Discrete Wavelet Transform) - FSBD (Frequency-Domain Sparse Blind Deconvolution) - GAN (Generative Adversarial Network) - GRU (Gated Recurrent Units) - GWN (Gaussian White Noise) - HT (Hilbert Transform) -ICA (Independent Component Analysis) - J-CNN (Joint learning of Convolutional Neural Networks) - LeakyReLU (Leaky Rectified Linear Unit) - LSTM (Long-Short-Term-Memory) - MAE (Mean Absolute Error) - ML (Machine Learning) - MLP (Multilayer Perceptron) - MP (Matching Pursuit) - MSE (Mean Squared Error) - MVDR (Minimum-Variance-Distortionless-Response) - NDT (Non-Destructive Testing) - NLP (Natural Language Processing) - P'r (Pearson Correlation Coefficient) - PCA (Principal Components Analysis) - PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio) - ReLU (Rectified Linear Unit) - RNN (Recurrent Neural Networks) - SGD (Stochastic Gradient Descent) - SNR (Signal-to-Noise Ratio) - SPL (Spatial Pulse Length) - SVD (Singular Value Decomposition) - SWT (Stationary Wavelet Transform) - tanh (Hyperbolic Tangent) - ToF (Time-of-Flight) - UKF (Unscented Kalman Filter) -WP (Wavelet Packets).