

# Plan du manuscrit V1.1

---

## Introduction

1. Motivation
  - a. Motiver l'intérêt des séries temporelles dans les applications aujourd'hui
    - i. Qu'est-ce qu'une série temporelle ? (réponse d'un système dynamique complexe (= pas de modèle du système))
    - ii. Données de plus en plus présentes dans de nombreux domaines
    - iii. Les séries temporelles sont impliquées dans des problèmes de classification, régression et clustering
    - iv. Pourquoi sont-elles challenging ? (délais, dynamique)
    - v. On fait face à la fois, à un problème de small et big data
2. Poser le problème (avec des mots)
  - a. Dans de nombreux algorithmes de classification ou de régression (kNN, SVM), la comparaison des séries temporelles reposent sur une notion de distance entre séries temporelles
  - b. Contrairement aux données statiques, les données temporelles peuvent être comparés sur la base de plusieurs modalités (valeurs, forme, distance entre spectre) et à différentes échelles → La « métrique idéale » peut donc impliquer plusieurs modalités.
  - c. Objectif de notre travail : Apprendre une métrique adéquate tenant compte de plusieurs modalités et de plusieurs échelles en vue d'une classification/régression kNN
3. Contribution de la thèse
  - a. Définition d'un nouvel espace de représentation : la représentation par paires
  - b. Apprentissage d'une métrique multimodale et multi-échelle en vue d'une classification kNN à vaste marge.
  - c. Transposition du problème d'apprentissage de métrique dans l'espace des paires
  - d. Comparaison de la méthode proposée avec des métriques classiques sur un vaste jeu de données (30 bases) de la littérature dans le cadre de la classification univariée de séries temporelles
  - e. Extension du framework d'apprentissage de métrique au problème de régression de séries temporelles univariés
  - f. Extension du framework d'apprentissage de métrique au problème de classification/régression de séries temporelles multivariés.
4. Organisation du manuscrit
  - a. Présenter les différents chapitres
5. Notations
  - a. Donner l'ensemble des notations du manuscrit sur une page séparée

## Chap. 1 : Etat de l'art des algorithmes de Machine Learning

1. Chapeau introductif
  - a. Hypothèse : considérer les séries temporelles comme des vecteurs de données statiques.
  - b. Appliquer les méthodes classiques de Machine Learning
2. Algorithme
  - a. kNN
  - b. SVM
    - i. Principe général
    - ii. Forme primale
    - iii. Forme duale
  - c. Autres algorithmes de classification
    - i. Deep neural network : on ne développera dans la suite du travail car ne repose pas sur des notions de distance
    - ii. Autres ?
3. Protocole d'apprentissage
  - a. Framework d'apprentissage (train, validation, test)
  - b. Cross-validation
4. Evaluation du modèle
  - a. Mesure de l'erreur en classification
  - b. Mesure de l'erreur en régression
5. Limites des méthodes classiques
  - a. Limites : l'aspect ordonné des données temporelles n'est pas pris en compte (dynamique, fréquence, etc.)
  - b. Intro à la partie suivante : Or l'ensemble de ces algorithmes (kNN, SVM) reposent sur des notions de calcul de distance ou de similarité. Considérons maintenant l'objet série temporelle et rappelons la notion de distance entre séries temporelles

## Chap. 2 : Etat de l'art des métriques de bases pour les séries temporelles

1. Chapeau introductif
  - a. Rappel : notion de similaire : dans le cadre de la classification, on a un comportement « similaire » pour une même classe. La notion de « similaire » est liée à une notion de distance ou (dis)similarité.
  - b. Hypothèse :
    - i. considérons la série temporelle comme étant un objet ordonné.
    - ii. Les séries temporelles sont de même tailles
    - iii. Les séries temporelles ont la même période d'échantillonnage
  - c. On va définir dans la suite la notion de métrique, d'alignement et de localité (multi-échelle) pour des séries temporelles.
2. Rappel de propriétés d'une mesure de distance
  - a. Donner les propriétés d'une mesure de dissimilarité (positivité, symétrie, distinguabilité)
3. Métriques basiques pour les séries temporelles

- a. Valeur ( $d_E$ , Minkowski, Mahalanobis)
  - b. Forme (corrélation de Pearson, Cort)
  - c. Fréquentiel ( $d_{FFT}$ )
  - d. Autres métriques (non considérés dans ce travail) : laisser la porte ouverte
- 4. Kernels pour les séries temporelles (à compléter)
- 5. Alignement de séries temporelles
  - a. Les données réelles peuvent présenter des délais ou des changements de dynamique (extension ou compression) (dans la limite du raisonnable). On peut les réaligner avec des techniques existantes.
  - b. Définition d'un alignement
  - c. Présentation de la DTW
  - d. Variante de la DTW
  - e. Dans la suite, on considère que les séries temporelles sont alignées
- 6. Aspect multi-échelles des métriques
  - a. Dans le cadre de la classification, on peut avoir des données où l'information qui permet de discriminer une classe d'une autre n'est pas globale mais est localisée sur une partie du signal
  - b. Les métriques basiques (valeur, forme, fréquentiel) tel que défini plus haut considère l'intégralité du signal
  - c. On propose des métriques locales par dichotomie du signal
- 7. Limites des métriques de bases
  - a. Dans le cadre des données réelles, plusieurs composantes/modalités peuvent être impliqués (forme, valeur, fréquence). = attribut (feature) en traitement du signal. Hyp : valeur sur une série complète, sur un intervalle ou sur une fenêtre (dans le cadre des métriques à base fréquentielle).
  - b. → Nouvel objectif : trouver une distance étant une combinaison des distances de base qui donne des bons résultats de classification/régression pour une base donnée (métrique adaptative).

### Chap. 3 : Combinaison de métriques pour les séries temporelles

- 8. Métriques combinées pour les séries temporelles
  - a. Certains travaux ont proposé des combinaisons : linéaire, exponentielle, sigmoïde
  - b. Limites :
    - i. Implique souvent 2 composantes
    - ii. La combinaison est définie a priori
    - iii. La combinaison est indépendante de la tâche d'analyse
      - Pour répondre à cela des auteurs ont proposé d'apprendre une métrique en vue de la tâche d'analyse considérée.
- 9. Metric learning : état de l'art
  - a. Donner l'intuition sur la base des travaux de Weinberger
  - b. Donner la terminologie (target, imposter, push, pull)
  - c. Donner la formalisation du problème
  - d. Limite :
    - i. On apprend une distance de Mahalanobis

- ii. L'apprentissage ne prend pas en compte l'aspect multi-modal

## **Chap. 4 : Projection dans l'espace des paires**

1. Chapeau introductif
  - a. Distance → implique toujours 2 individus → on va proposer un changement d'espace.
  - b. Formaliser le problème mathématiquement
2. Représentation par espace de paires
  - a. Expliquer le processus de projection dans l'espace des paires
  - b. Donner une interprétation et les warnings de l'espace des paires
    - i. Proximité à l'origine
    - ii. Proximité de 2 points dans l'espace des paires
    - iii. Norme dans l'espace des paires
    - iv. Inconvénients
      1. Perte de la classe d'origine des séries temporelles. Maintenant, on ne sait que si les 2 séries temporelles sont de même classe ou de classe différentes.

## **Chap. 5 : Metric Learning : les différentes résolutions**

1. Formalisation mathématique du problème de Metric Learning
2. Les différentes variantes du Metric Learning multi-modal et multi-scale
  - a. Résolution LP
  - b. Résolution QP
  - c. Résolution approximé par un SVM → Expliquer que dans la suite, pourquoi on va préférer le SVM
    - i. Cadre connu
    - ii. Utilisation de librairies connus de Machine Learning
    - iii. Extension directe aux métriques non linéaire via le Kernel

## **Chap. 6 : Metric Learning : Mise en œuvre**

1. Chapeau introductif
  - a. Rappel du problème à résoudre
  - b. Donner les étapes principales de l'algorithme avec l'intuition
2. Projection dans l'espace des paires
  - a. Expliquer la projection
  - b. Expliquer la normalisation log
3. Stratégie M-NN/M-diff
  - a. Expliquer les différentes stratégies possibles (kNN/kdiff, MNN/Mdiff, kNN/All)
  - b. Expliquer pourquoi on choisit M-NN/M-diff

4. Normalisation par les radius
  - a. Expliquer le problème de non-homogénéité des voisinages
  - b. Expliquer la normalisation par le radius
5. Apprentissage de la métrique
  - a. Apprentissage via un SVM
6. Définition de la mesure de dissimilarité (à faire)
7. Extension à la régression (à faire)
8. Extension au cadre multivarié (à faire)

## **Chap. 7 : Application aux données**

1. Chapeau introductif
2. Présentation des données
3. Protocole expérimentale
4. Résultats
5. Discussion

## **Conclusion et Perspectives**

1. Bilan des apports de la thèse
2. Perspectives
  - a. Multi-pass Metric Learning
  - b. Kernel pour la résolution du problème QP
  - c. Utilisation de la distance apprise dans d'autres algorithmes de Machine Learning (Arbre) → interprétabilité
  - d. Utilisation d'autres distances (wavelet)
  - e. Apprentissage locale de la métrique

## **Annexes**

1. Détail des bases de données
2. Présentation des solveurs