# Reconnaissance biométrique par analyse de la symétrie de la démarche humaine

Mikhaïl Kamara - 20296800

## 1. Introduction

La reconnaissance biométrique par analyse de la démarche (Gait Recognition) est l’une des technologies d’identification les plus prometteuses dans le domaine de la biométrie comportementale. Contrairement aux méthodes traditionnelles comme les empreintes digitales ou la reconnaissance faciale, cette technique présente l’avantage unique de pouvoir identifier une personne à distance sans nécessiter sa coopération.

Les algorithmes de reconnaissance de la démarche peuvent se décomposer en deux parties essentielles :

* L’extraction et l’analyse des caractéristiques de la démarche
* La classification et l’indentification des individus

Notre travail se concentre principalement sur une approche d’extraction de caractéristiques basée sur l’analyse de la symétrie de la démarche humaine. Cette approche est renforcée par les études en psychologie qui suggèrent que la démarche humaine présente des motifs symétriques uniques à chaque individu. Nous allons utiliser l’opérateur de symétrie généralisé qui permet de localiser les caractéristiques symétriques sans connaissance préalable de la forme de l’objet.

L'avantage majeur de cette approche réside dans sa capacité à fonctionner efficacement même dans des conditions difficiles (variations d'éclairage, habillement différent, changements d'angle de vue). De plus, contrairement à d'autres biométries (empreintes digitales, visage), la démarche est particulièrement difficile à dissimuler ou à falsifier, ce qui la rend particulièrement adaptée aux applications de surveillance et de sécurité.

## 2. Fondements théoriques et méthodologie

### 2.1 Analyse de la symétrie dans la démarche humaine

La démarche humaine est caractérisée par des mouvements cycliques présentant des propriétés symétriques distinctives. Notre approche exploite cette caractéristique naturelle en utilisant « l'Opérateur de Symétrie Généralisé » qui permet de quantifier et d'analyser ces motifs de symétrie. Un avantage majeur de cet opérateur est sa capacité à détecter la symétrie sans connaissance préalable de la forme ou de la structure de l'objet analysé.

### 2.2 Extraction des caractéristiques de symétrie

Pour extraire les caractéristiques de symétrie d'une séquence de marche, notre processus se base sur les silhouettes déjà segmentées de la base de données CASIA\_B. Cette base de données est largement utilisée dans le domaine de la reconnaissance de la démarche car elle fournit directement des silhouettes binaires prétraitées, ce qui nous permet de nous concentrer sur l'analyse de la symétrie.

1. Utilisation des données

* Exploitation directe des silhouettes binaires de CASIA\_B
* Chaque séquence contient un cycle complet de marche
* Les silhouettes sont déjà normalisées et alignées

Structure de données CASIA\_B

* xxx : identifiant du sujet (001 à 124)
* mm : condition de marche
  + nm : marche normale
  + cl : marche avec un manteau
  + bg : marche avec un sac
* nn : numéro de séquence
* ttt : angle de vue (000, 018, ..., 180)

Cette structuration permet une analyse systématique des performances dans différentes conditions et angles de vue, offrant ainsi une évaluation complète de la robustesse de notre approche.

1. Calcul de la symétrie

L’opérateur de symétrie discrète utilise les cartes des contours d’images des séquences de silhouette d’un sujet pour attribuer une magnitude et une orientation de symétrie aux points de l’image. Ces valeurs sont calculées au point médian de chaque paire de points analysée.

où C(Pi, Pj) représente la contribution à la symétrie de chaque paire de points, calculée comme :

avec :

* Di,j : la fonction de pondération de distance
* Phi,j : la fonction de pondération de phase
* Ii, Ij : les intensités logarithmiques aux points considérés

### 2.3 Fonctions de pondération et traitement des caractéristiques

La fonction de pondération de distance Di,j donne la distance entre deux points Pi et Pj, et est calculée comme suit :

où σ contrôle la portée de la fonction. Une valeur de σ plus grande implique une symétrie à grande échelle qui donne un poids similaire aux points distants et proches.

La fonction de pondération de phase Phi, j est composée de deux facteurs :

Phi,j = (1 - cos(θi + θj - 2αi,j)) × (1 - cos(θi - θj))

où :

* θi et θj sont les orientations des gradients aux points Pi et Pj
* αi,j est l'angle entre la ligne joignant les deux points et l'horizontale

Dans notre implémentation, nous avons configuré l'opérateur de symétrie avec des paramètres spécifiques pour optimiser la détection des caractéristiques de la démarche :

* σ = 27.0 (paramètre de portée)
* μ = 90.0 (paramètre de focus)
* seuil = 0.1 (pour la détection des contours)

Le processus complet d'analyse se déroule en plusieurs étapes :

1. Analyse par image

* Pour chaque image de la séquence CASIA\_B, nous calculons une carte de symétrie
* L'analyse est effectuée sur la silhouette complète
* Génération d'une carte de symétrie qui met en évidence les zones de forte symétrie dans la démarche

1. Extraction des caractéristiques Pour chaque carte de symétrie, nous extrayons trois types de caractéristiques :
   * Caractéristiques régionales (analyse par zones de l'image)
   * Profils de symétrie horizontaux et verticaux
   * Descripteurs de Fourier pour une représentation compacte
2. Traitement au niveau de la séquence

* Accumulation des caractéristiques sur plusieurs frames
* Normalisation des caractéristiques pour assurer la cohérence
* Calcul de statistiques robustes (moyennes, écarts-types) sur l'ensemble de la séquence

A screenshot of a computer

Description automatically generated

Figure 1 – Image originale et Image de Sobel puis la carte symétrique

### 2.4 Classification et identification

Notre système de classification repose sur une approche de k plus proches voisins (k-NN) adaptée aux spécificités de la reconnaissance de la démarche. Les paramètres clés de notre classificateur sont :

1. k = 7 (Nombre de voisins)

* Une valeur impaire évitant les égalités lors du vote
* Offre un bon équilibre entre robustesse et sensibilité locale
* Adapté à la taille de la base de données CASIA\_B

1. Seuil de confiance minimum = 0.65

* Permet de rejeter les prédictions incertaines comme "inconnues"
* Réduit les faux positifs
* Gère les cas où le sujet n'est pas dans la base d'apprentissage

1. Distance maximale valide = 100.0

* Définit la limite supérieure acceptable de distance entre les séquences
* Rejette les comparaisons trop différentes
* Aide à gérer les variations importantes de conditions (vêtements, angle)

1. Pondération temporelle et spatiale = 0.5

* Équilibre entre la cohérence temporelle et les caractéristiques spatiales
* La pondération temporelle maintient la consistance de la séquence
* La pondération spatiale préserve l'importance des motifs de symétrie locaux

Ces paramètres travaillent en synergie pour créer un système de classification robuste, capable de gérer les variations naturelles de la démarche tout en maintenant une haute précision de reconnaissance.

Le processus de classification s'articule autour de trois aspects fondamentaux pour garantir une reconnaissance fiable de la démarche.

La normalisation des caractéristiques constitue la première phase essentielle. Elle débute par une standardisation rigoureuse des vecteurs de caractéristiques via une transformation en z-score, assurant ainsi une échelle uniforme. Les statistiques robustes, basées sur la médiane et l'écart absolu médian, permettent de minimiser l'impact des valeurs aberrantes. Cette étape prend également en compte les variations naturelles dans la démarche d'un même individu, avec une normalisation qui s'adapte aux différentes conditions d'acquisition.

Le calcul des distances représente la deuxième composante cruciale du processus. Une distance euclidienne pondérée est appliquée entre les séquences, avec un système de pondération qui s'ajuste dynamiquement selon les conditions de marche. La marche normale reçoit un coefficient plus important, tandis que les séquences avec sac ou manteau font l'objet d'ajustements spécifiques. L'analyse intègre également la cohérence temporelle en examinant la continuité des mouvements entre les images successives.



L'estimation de la confiance vient compléter ce processus d'analyse. Elle repose sur une étude approfondie de la distribution des plus proches voisins et génère un score de confiance composite. Ce score prend en compte la cohérence des prédictions, la distance relative aux autres classes et la stabilité temporelle des prédictions. Un système de pénalités graduelles est appliqué pour les cas ambigus, les variations importantes de conditions ou les séquences de moindre qualité.

## Résultats Expérimentaux et Évaluation

Notre système de reconnaissance de la démarche a été testé sur la base de données **CASIA\_B**, en se concentrant sur l'analyse de quatre sujets dans différentes conditions expérimentales. Les résultats, illustrés par une série de graphiques, mettent en évidence des tendances marquantes dans les performances du système.

**Analyse des Performances par Condition de Marche**

Marche Normale (nm) :

* **Performance exceptionnelle** : Les sujets 1, 2 et 3 atteignent un taux de confiance de **0.94**, soulignant une reconnaissance précise dans des conditions standard.
* **Variation légère** : Le sujet 4 affiche un taux légèrement inférieur à **0.88**, tout en restant dans une plage très satisfaisante.
* **Conclusion** : Cette condition, utilisée comme référence, démontre la robustesse et la fiabilité du système dans des scénarios sans perturbations.

Port d'un Sac (bg) :

* **Impact limité** : La reconnaissance reste globalement robuste avec des performances au-dessus de **0.84** pour tous les sujets.
* **Résultat remarquable** : Le sujet 2 maintient un taux de **0.94**, démontrant une grande stabilité.
* **Sensibilité observée** : Une légère diminution est notée pour le sujet 3 (**0.84**), suggérant une sensibilité accrue à cette condition.

Port d'un Manteau (cl) :

* **Défi majeur** : Cette condition entraîne une **baisse globale des performances**, avec des taux de confiance allant de **0.82** à **0.84**.
* **Impact homogène** : Tous les sujets semblent affectés de manière similaire, révélant une limitation systématique du modèle face à cette perturbation.

**Influence de l'Angle de Vue**

L’analyse des performances en fonction de l’angle de vue révèle des variations intéressantes :

* **Angles optimaux** : Les angles **90°** et **180°** affichent les meilleures performances (**0.94**).
* **Dégradations progressives** : Une légère baisse est observée à **0°** (**0.86**).
* **Point faible identifié** : L’angle **144°** se distingue avec une performance plus faible (**0.82**), indiquant une difficulté particulière avec les angles obliques.

**Distribution des Performances**

Une heatmap a été utilisée pour visualiser les performances du système dans différentes conditions, mettant en lumière :

* **Zones de haute performance** : Une concentration de performances élevées (en vert foncé) est observée dans la marche normale.
* **Dégradations progressives** : Une diminution des performances (du vert au rouge) est visible dans les conditions avec accessoires (sac et manteau).
* **Pattern uniforme** : Une tendance cohérente de baisse des performances est notée de haut en bas dans la matrice de performances.

**Observations Clés**

1. **Robustesse du Système** :
   * Maintien de performances élevées (**>0.82**) dans toutes les conditions expérimentales.
   * Capacité à s’adapter efficacement aux variations de conditions, notamment pour le sujet 2 qui affiche une stabilité remarquable.
2. **Axes d’Amélioration** :
   * Optimisation nécessaire pour la reconnaissance dans des angles de vue obliques (notamment **144°**).
   * Renforcement des performances dans des scénarios impliquant le port d’un manteau.
   * Réduction de la variabilité inter-sujets dans les conditions difficiles.

Ces résultats confirment la **viabilité** de notre approche basée sur la symétrie pour la reconnaissance de la démarche, tout en mettant en évidence des pistes claires pour les développements futurs. La constance des performances dans une variété de conditions souligne la robustesse du système. Cependant, des optimisations ciblées sont nécessaires pour améliorer les performances dans des scénarios spécifiques, comme les angles obliques ou les contextes avec accessoires.

## Conclusion

Notre étude sur la reconnaissance de la démarche basée sur l'analyse de symétrie a démontré des résultats prometteurs, bien que le chemin pour y parvenir ait nécessité de nombreuses itérations et ajustements. Le développement du système a impliqué un processus d'optimisation continu, particulièrement dans le calcul des caractéristiques de symétrie et l'ajustement des paramètres de classification.

Les modifications successives des algorithmes de calcul ont permis d'atteindre une robustesse significative, avec des taux de confiance dépassant 0.94 dans les conditions optimales et se maintenant au-dessus de 0.82 même dans les situations les plus challenging. Cette progression a notamment été marquée par :

* L'amélioration des calculs de symétrie pour mieux capturer les caractéristiques distinctives
* L'optimisation des paramètres de classification pour gérer les variations de conditions
* Le raffinement des méthodes de normalisation pour assurer une meilleure cohérence

Cependant, notre étude a également mis en lumière des axes d'amélioration importants. La principale limitation actuelle concerne la détection des sujets inconnus, où le système peut parfois produire des faux positifs. Pour les développements futurs, il sera crucial de :

* Renforcer les mécanismes de rejet des sujets inconnus
* Améliorer la robustesse face aux angles de vue extrêmes
* A graph of different colored squares

  Description automatically generatedDévelopper des méthodes plus sophistiquées pour la gestion des conditions variables (vêtements, accessoires)

La reconnaissance de la démarche reste un domaine en constante évolution, et notre approche basée sur la symétrie offre une base solide pour de futures améliorations. Les résultats obtenus démontrent le potentiel de cette méthode pour des applications pratiques, tout en soulignant l'importance d'un développement itératif et d'une optimisation continue pour atteindre des performances optimales.

Figure 2 : Analyse des Performances de Reconnaissance de la Démarche

A screenshot of a graph

Description automatically generated

Figure 3 : Heatmap des Performances par Sujet et Condition