

---

# Mesures de similarité de trajectoires basées sur l'utilisation de patrons spatio-temporels

Laurent Etienne<sup>1</sup>, Thomas Devogele<sup>2</sup>

1. Institut de recherche de l'École Navale (IRENAV)

Lanvéoc-Poulmic, F-29240 Brest

laurent.etienne@ecole-navale.fr

2. Université François Rabelais Tours / LI

3 place Jean Jaurès, F-41000 Blois

thomas.devogele@univ-tours.fr

---

*RÉSUMÉ.* Les systèmes de suivi d'objets mobiles permettent de surveiller en temps réel leurs déplacements. Le stockage de ces données de positions offre des perspectives intéressantes en termes d'analyse de trajectoires. La fouille de données dans des historiques de déplacements d'objets mobiles permet d'identifier des patrons spatio-temporels. En s'appuyant sur ces patrons, il est alors possible de détecter en temps réel certaines positions inhabituelles. Cependant, la position d'un objet mobile à elle seule n'est pas suffisante pour qualifier sa trajectoire. Dans cet article, des mesures de similarité entre une trajectoire et un patron puis un indice de similarité basé sur ces mesures sont proposés. Cet indice synthétise les mesures à l'aide de la logique floue.

*ABSTRACT.* Mobile objects are now equipped with sensors allowing real time monitoring of their movements. Nowadays, the data produced by these sensors can be stored in spatio-temporal databases. Data mining on these stored positions allows to infer the behaviour of these mobile objects (spatio-temporal patterns) and to analyze positions and trajectories of mobile objects. Using these patterns, unusual situations can be detected. Two kinds of unusual situations are distinguished: unusual positions and unusual trajectories. This article defines similarity index based on spatial and temporal measures using fuzzy logic.

*MOTS-CLÉS :* objet mobile, analyse de trajectoires, fouille de données spatio-temporelles, mesure de similarité, route type, logique floue.

*KEYWORDS:* mobile object, trajectory analysis, spatio-temporal data mining, similarity measure, main route, fuzzy logic.

---

DOI:10.3166/ISI.17.1.11-34 © 2012 Lavoisier

## 1. Introduction

Le suivi d'objets mobiles est utilisé couramment dans de nombreux domaines tels que la migration des animaux, le suivi de phénomènes météorologiques (Lee *et al.*, 2008), les mouvements de foules, de piétons (Knorr *et al.*, 2000), les déplacements de véhicules (automobiles, avions, navires...) (Wan *et al.*, 2007 ; Kharrat *et al.*, 2008). Les systèmes de suivi d'objets mobiles se contentent généralement de surveiller en temps réel la dernière position de ces objets. Le stockage des données historiques dans des entrepôts de données ouvre des perspectives encourageantes en termes d'analyse de trajectoires et d'enrichissement de ces systèmes par des connaissances sur les déplacements et les comportements habituels. Actuellement, le nombre d'objets mobiles ainsi que la fréquence d'acquisition des données de positions sont en constante augmentation. Le volume de données à traiter en temps réel est de plus en plus important. Ceci entraîne une surcharge cognitive des opérateurs chargés de la surveillance des mouvements de ces objets mobiles. C'est pourquoi une aide à la décision est indispensable pour faciliter la détection de positions ou de trajectoires inhabituelles. De tels outils d'analyse de trajectoires couplés à une visualisation appropriée offrent aux opérateurs de surveillance la possibilité de se focaliser sur ces trajectoires considérées comme anormales. En fonction de l'application, ces positions peuvent refléter le déplacement d'un animal malade, d'un piéton ayant une attitude suspecte ou d'un navire s'éloignant de la route pour en éviter un autre. Pour identifier ces dernières, il est nécessaire au préalable de déterminer des patrons spatio-temporels caractérisant les déplacements habituels. Cet article se focalise sur des patrons décrivant des trajectoires d'un même type d'objet se déplaçant dans un espace ouvert, ayant une origine et une destination communes. A l'aide de ces patrons, il doit être possible de définir dans quelle zone est censée se situer la position d'un objet suivant cet itinéraire en fonction de la durée depuis son départ. Néanmoins, les positions d'un objet mobile prises individuellement peuvent être normales sans pour autant impliquer que la trajectoire de l'objet soit habituelle. Il est donc nécessaire de définir des mesures de similarité entre une trajectoire d'un point de vue global et un patron de trajectoires. Ces mesures doivent porter à la fois sur les aspects géométriques et temporels. De même, il est souhaitable de disposer d'un indice de similarité global basé sur ces mesures permettant de qualifier une trajectoire dans son ensemble.

L'application de ces travaux au contexte maritime a pour objectif d'augmenter la sécurité maritime dans des zones de trafic dense. Ainsi, les comportements inhabituels de navires peuvent être signalés à un opérateur de surveillance. La base de données spatio-temporelles étudiée dans l'exemple maritime contient 1 005 navires ainsi que 4 821 447 positions recueillies sur une période de 30 mois dans la région brestoise. Chaque position est associée à un navire dont les caractéristiques sont connues.

La section suivante de cet article introduit les méthodes employées pour définir des patrons spatio-temporels (routes types). La section trois illustre la qualification d'une position par appariement à un patron spatio-temporel. Les mesures de similarité proposées sont présentées dans la section quatre. Enfin, la section cinq explique comment obtenir un indice de similarité entre une trajectoire et un patron à l'aide de

la logique floue. Tout au long de cet article, les méthodes sont illustrées par un cas d'étude portant sur des trajectoires de navires.

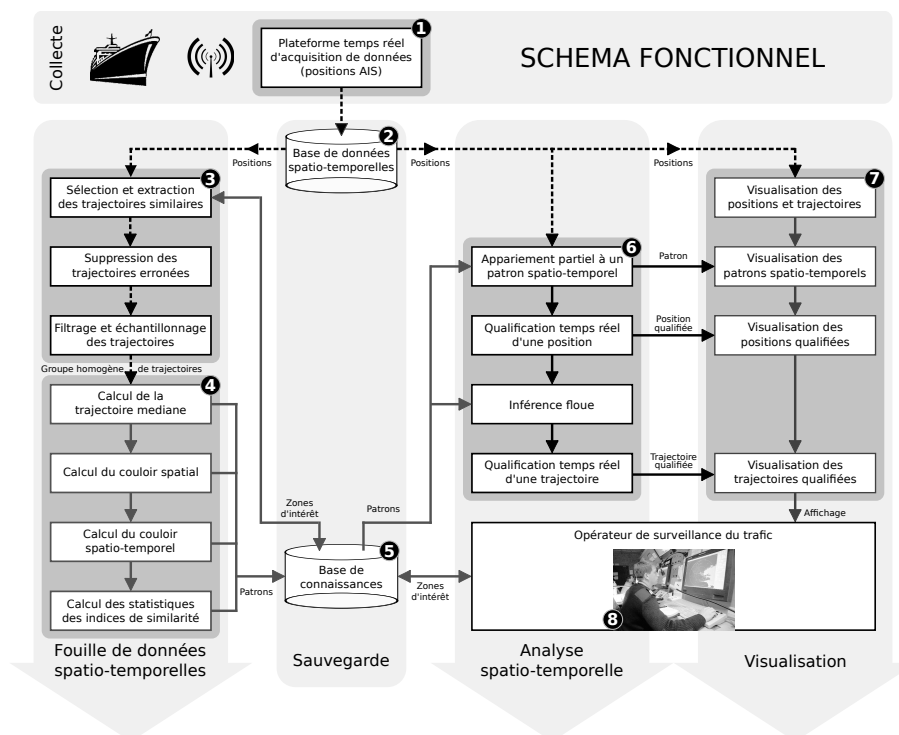


Figure 1. Schéma fonctionnel du processus de qualification de trajectoires de navires

## 2. Définition de patrons spatio-temporels

Cette section résume succinctement la définition des patrons spatio-temporels de trajectoires dans un espace ouvert. Par espace ouvert, il faut comprendre que les objets ne se déplacent pas sur un réseau contraint tel que l'espace ferré ou le réseau routier. Un patron caractérise les itinéraires d'objets mobiles de même type ayant la même origine et la même destination. Les itinéraires étant représentés par les arcs d'un graphe de zones d'intérêt ( $G_Z$ ) préalablement défini par l'opérateur de surveillance du trafic. Une description détaillée est disponible dans (Etienne *et al.*, 2009 ; 2010). Ce travail repose sur le postulat suivant : dans un espace ouvert, des objets mobiles de même type ayant le même itinéraire suivent des trajectoires similaires optimisées en termes de temps, de distance et de sécurité. Ces patrons sont appelés routes types (*RT*). Ils synthétisent le comportement d'un ensemble de trajectoires en une trajectoire médiane associée à un couloir spatio-temporel représentant l'amplitude avec laquelle une trajectoire peut dévier spatialement et temporellement par rapport à la trajectoire médiane.

Le schéma de la figure 1 présente les différentes étapes de qualification de positions et trajectoires. Dans le cadre de l'exemple maritime, les objets mobiles suivis sont des navires transmettant leurs positions *via* le système *AIS* (*Automatic Identification System*) comme indiqué sur l'étape 1 de la figure 1. Ces données de positions sont sauvegardées dans une base de données spatio-temporelles ( $BD_{ST}$ ) (figure 1 étape 2).

### 2.1. Extraction des groupes homogènes de trajectoires

Pour chaque type d'objet et chaque itinéraire, la première étape consiste à extraire de la  $BD_{ST}$  le groupe de trajectoires d'objets de ce même type, suivant cet itinéraire. Ce groupe extrait de la  $BD_{ST}$  est appelé groupe homogène de trajectoire ( $GHT$ ) comme présenté à l'étape 3 du schéma fonctionnel de la figure 1. Une analyse statistique de ce  $GHT$  permet de déduire le comportement type du groupe en définissant une trajectoire médiane et son couloir spatio-temporel associé comme présenté dans la section 2.4.

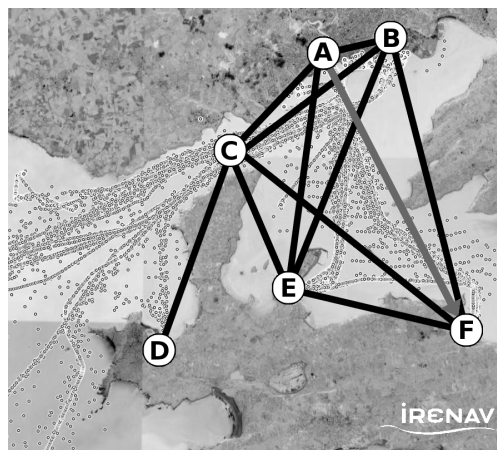


Figure 2. Exemple de graphe de zones de la rade de Brest

Le processus d'extraction du  $GHT$  est basé sur l'utilisation d'un graphe orienté non complet des zones d'intérêt (le graphe de zones  $G_Z$ ). En fonction du contexte étudié (piétons, animaux, véhicules) les zones d'intérêt peuvent être définies manuellement par un opérateur ou bien automatiquement par un processus de fouille de données. Une zone d'intérêt pouvant être une zone de passage, d'attente, d'arrêt, de forte densité. Par exemple, pour des piétons, une zone d'intérêt pourrait être l'entrée d'un magasin, un escalier mécanique ou ascenseur, une bouche de métro. Alors que pour des animaux, il s'agirait plutôt de zone de chasse, tanière, point d'eau. Enfin pour notre exemple maritime, nous avons choisi les ports, zones de mouillage, goulets comme présenté sur le graphe de zones de la figure 2.



Figure 3. Groupe des 554 trajectoires de navires à passagers suivant l'itinéraire Brest Arsenal → Lanvéoc Ecole Navale

Les trajectoires sélectionnées pour composer le  $GHT$  sont celles des objets mobiles d'un même type et suivant le même arc de  $G_Z$ . Ces trajectoires disposent toutes d'une position de départ située dans la zone de départ de l'arc de  $G_Z$ , d'une position d'arrivée située dans la zone d'arrivée de l'arc de  $G_Z$  et d'aucune position dans une zone différente de celles de l'arc choisi. Le  $GHT$  des navires de type "navires à passagers" suivant l'itinéraire Brest Arsenal → Lanvéoc Ecole Navale (arc A-F de la figure 2) est visualisé sur la figure 3.

## 2.2. Filtrage et rééchantillonnage du groupe homogène de trajectoires

Une fois le  $GHT$  extrait de la  $BD_{ST}$ , les trajectoires sont premièrement filtrées afin de supprimer celles contenant des données de positions aberrantes. Deux positions successives d'une trajectoire sont considérées comme aberrantes lorsque la vitesse entre ces deux positions dépasse la vitesse maximale admise pour le type d'objet mobile sélectionné. Afin de faciliter le processus d'appariement décrit dans la section 2.3, les trajectoires du  $GHT$  sont toutes rééchantillonnées au même pas d'échantillonnage spatial (une position tous les 100 mètres soit environ 120 positions par trajectoire pour le  $GHT$  choisi comme exemple applicatif).

### 2.3. Appariement de positions de trajectoires

Disposant d'un *GHT* filtré et rééchantillonné, l'étape suivante du processus de qualification consiste à obtenir la trajectoire médiane suivie par le *GHT* (figure 1 étape 4). Afin de calculer les positions médianes, l'objectif de cette étape consiste à constituer des séquences de nuages de positions homologues des trajectoires du *GHT* pour effectuer une analyse statistique de leur distribution spatiale et temporelle. C'est pourquoi, toutes les trajectoires du *GHT* sont appariées à une trajectoire de référence pour former des groupes de positions homogènes proches spatio-temporellement.

Différentes techniques permettent d'apparier des positions de trajectoires en respectant l'ordonnancement temporel de ces positions. Cet appariement permet de comparer les distances spatiales et temporelles entre les positions appariées de deux trajectoires pour en déduire leur similarité. Plus les distances spatiales et temporelles entre positions appariées sont grandes, moins la similarité est forte. Plusieurs techniques sont proposées pour apparier les positions de deux trajectoires :

- appariement des positions au même temps relatif (durée depuis le départ). Ce choix donne de mauvais résultats si les vitesses sont dissemblables ;

- appariement des positions au même temps relatif normalisé (durée depuis le départ de la trajectoire exprimée en pourcentage de sa durée totale). Ce choix ne permet pas d'apparier des trajectoires partielles, non encore terminées ;

- appariement des positions selon la technique du "Dynamic Time Warping" (*DTW*) (Sakoe, Chiba, 1978). Le *DTW* est une méthode visant à optimiser l'appariement entre deux séries de données temporelles. Ces séries sont déformées par une transformation non linéaire de la variable temporelle afin de mesurer leur similarité de façon indépendante du temps. Ce processus issu du traitement du signal donne de bons résultats, mais reste difficilement utilisable pour des trajectoires partielles ;

- appariement des positions selon la distance de Fréchet discrète (Devogele, 2002 ; Mascret *et al.*, 2006). Cette technique peut être illustrée en prenant l'exemple d'un maître promenant son chien en laisse. Chacun suit son propre chemin, s'arrête et avance mais ne peut jamais revenir en arrière. La distance de Fréchet entre les chemins du maître et du chien peut être représentée par la longueur minimale de la laisse permettant au maître et au chien de se promener ensemble. Ce processus d'appariement fournit des couples proches de ceux définis par le *DTW*, il est utilisable pour des trajectoires partielles ;

- appariement des positions selon la droite perpendiculaire au cap (*DPC*) (Etienne *et al.*, 2009 ; 2010). Cette technique consiste à relier une position d'une trajectoire avec la position de l'autre trajectoire qui intersecte la *DPC* de la première. Cette méthode est relativement rapide et utilisable pour des trajectoires partielles, cependant, elle n'est pas symétrique. Contrairement aux techniques précédentes, les positions de la trajectoire appariée doivent être interpolées.

La figure 4 illustre les 5 méthodes d'appariement proposées appliquées à deux trajectoires discrètes de navires. Les couples de positions appariées sont reliés deux à deux par des traits fins.

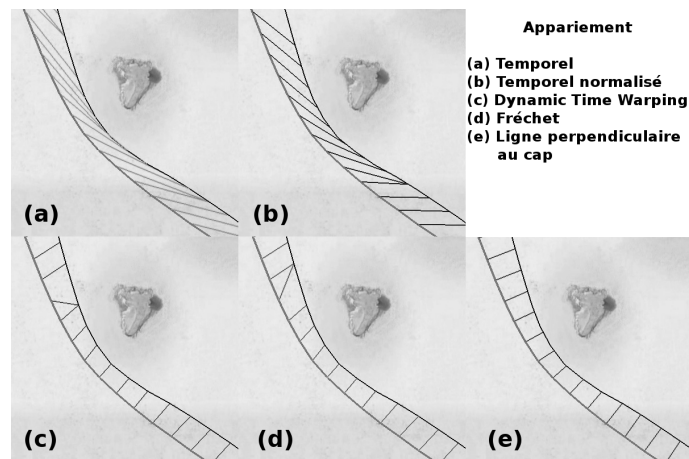


Figure 4. Couples des positions appariées de deux trajectoires selon les 5 méthodes d'appariement proposées

Afin de pouvoir appairer des trajectoires partielles, une des deux dernières méthodes doit être retenue. La technique de Fréchet (Fréchet, 1905 ; Alt *et al.*, 2001 ; Devogele, 2002 ; Mascret *et al.*, 2006) appliquée sur deux trajectoires discrètes permet d'appairer des trajectoires partielles en respectant la relation d'ordre temporel des positions des trajectoires. Cette technique a l'avantage de pouvoir s'appliquer à des trajectoires partielles et ne nécessite pas de calcul d'interpolation. C'est pourquoi, nous l'utiliserons dans le reste de cette étude.

#### 2.4. Détermination de la trajectoire médiane

L'étape suivante consiste à définir une trajectoire médiane à partir d'un *GHT*. Cette trajectoire est composée d'une suite ordonnée de positions médianes. Pour calculer ces positions médianes, chaque trajectoire du *GHT* est appariée à une trajectoire de référence. Le choix d'une trajectoire de référence permet d'éviter d'effectuer un processus d'appariement de toutes les trajectoires du *GHT* deux à deux. La trajectoire de référence choisie est la trajectoire du *GHT* dont la durée et la longueur sont les plus proches de la durée et longueur médianes du *GHT*. Pour choisir cette trajectoire de référence, il est nécessaire de calculer préalablement la durée médiane du *GHT* ainsi que sa longueur médiane. Une fois la trajectoire de référence ( $T_{ref}$ ) choisie parmi les trajectoires du *GHT*, chacune des trajectoires du *GHT* est appariée à  $T_{ref}$  en utilisant la technique de la distance de Fréchet discrète introduite dans la section 2.3. Ainsi, chaque position de  $T_{ref}$  est appariée à un nuage de positions des autres trajectoires du *GHT*. Pour chaque nuage de positions appariées, une position médiane est calculée. Les positions médianes ont pour coordonnées la latitude et longitude médianes du nuage de positions. L'utilisation d'une approche médiane plutôt que moyenne permet d'éviter un biais pouvant être lié à des trajectoires anor-

males ayant un écart très important. Le temps relatif médian du nuage de positions est également calculé et affecté à la position médiane de ce nuage. Toutes les positions médianes calculées sont ensuite ordonnées temporellement afin de constituer la trajectoire médiane du *GHT*. A partir des positions médianes calculées, les vitesses et les caps sont déduits. La figure 5 présente les nuages de positions (petits points noirs) appariés à chaque position de la trajectoire de référence (traits gris fins). Les positions médianes calculées sont représentées par des points cerclés de gris. La trajectoire médiane obtenue est représentée sur la figure 5 (polyligne centrale épaisse grise).

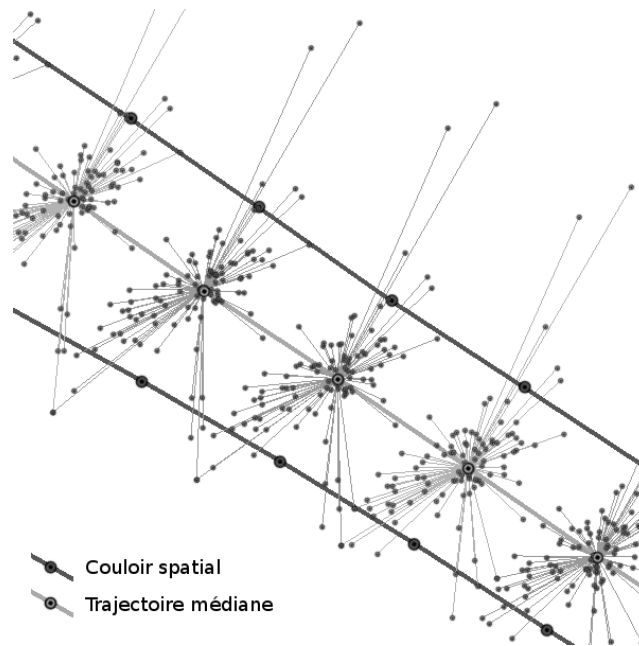


Figure 5. Trajectoire médiane obtenue à partir de nuages de positions appariées d'un *GHT*

### 2.5. Définition du couloir spatio-temporel

En complément de la trajectoire médiane obtenue dans la section 2.4, la route type doit être enrichie afin de connaître la dispersion habituelle des positions par rapport à la trajectoire médiane (spatialement et temporellement). Dans cet objectif, premièrement, un couloir spatial est défini. Ce couloir contient  $N$  % des trajectoires à droite de la trajectoire médiane et  $N$  % des trajectoires à sa gauche. Ce pourcentage  $N$  est actuellement fixé empiriquement par l'opérateur de surveillance du trafic. Lors de la phase de calcul des positions médianes, des nuages de positions appariés des trajectoires du *GHT* ont été créés. Ainsi, il est possible de mesurer l'écart spatial et temporel entre la position médiane et les autres positions du nuage. De plus, les directions (cap) de chaque position de la trajectoire médiane ont été calculées. Les écarts

entre les positions du nuage et la position médiane de ce nuage peuvent donc être triés par distance spatiale. Par convention, les écarts spatiaux des positions situées à gauche sont négatifs et ceux de droite positifs. Disposant des écarts spatiaux ordonnés du nuage de positions, les bornes du couloir spatial peuvent alors être obtenues en fonction du percentile  $N$  choisi. La figure 5 représente en trait foncé épais les frontières du couloir spatial autour de la trajectoire médiane ( $N = 90\%$ ).

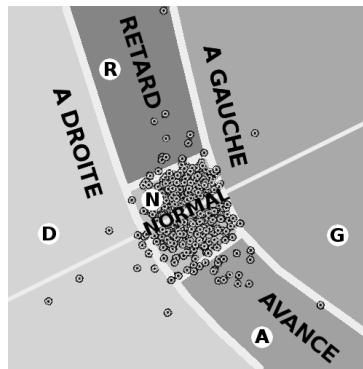


Figure 6. Partitionnement de l'espace en fonction du couloir spatio-temporel à un temps relatif (nuage 50/122)

De même, un couloir temporel est calculé. Il regroupe  $N\%$  des trajectoires en retard et  $N\%$  des trajectoires en avance à l'intérieur du couloir spatial. Seules les positions à l'intérieur du couloir spatial sont prises en compte pour le calcul statistique du couloir temporel. En effet, une trajectoire ayant des positions en dehors du couloir spatial peut soit faire un détour ou prendre un raccourci. Les écarts temporels entre les positions du nuage (temps relatifs depuis le départ de la trajectoire) et la position médiane de ce nuage peuvent également être triés par ordre croissant. Par convention, les écarts temporels des positions en avance sont négatifs et ceux en retard positifs. Disposant des écarts temporels ordonnés du nuage de positions, les bornes du couloir temporel peuvent alors être obtenues en fonction du paramètre  $N$  choisi.

La route type est donc composée pour chaque  $GHT$ , d'une trajectoire médiane ( $\tilde{T}$ ) et pour chaque position médiane d'un écart spatial à droite toléré ( $\Delta S_D$ ), d'un écart spatial à gauche toléré ( $\Delta S_G$ ), d'un écart temporel de retard toléré ( $\Delta T_R$ ), et d'un écart temporel d'avance toléré ( $\Delta T_A$ ). A chaque temps relatif de position médiane, il est donc possible de définir cinq zones spatiales représentées sur la figure 6 :

- (N) dans le couloir à l'heure ;
- (D) à droite du couloir ;
- (G) à gauche du couloir ;
- (R) dans le couloir en retard ;
- (A) dans le couloir en avance.

### 3. Qualification d'une position

Pour chaque nouvelle position  $p$  reçue, le processus de qualification de position (figure 1 étape 6) suppose préalablement d'associer cette position à un des patrons spatio-temporels préalablement calculés (figure 7 étape 1). Dans cet objectif, sa trajectoire doit être appariée avec une des trajectoires médianes de la base de connaissances. Cet appariement s'effectue en fonction :

- de la position actuelle de l'objet mobile,
- du type de l'objet mobile,
- de l'historique de sa trajectoire (et de sa position  $d$  de départ),
- de la proximité de sa trajectoire avec des routes types,
- de l'éventuelle information concernant sa destination prévue.

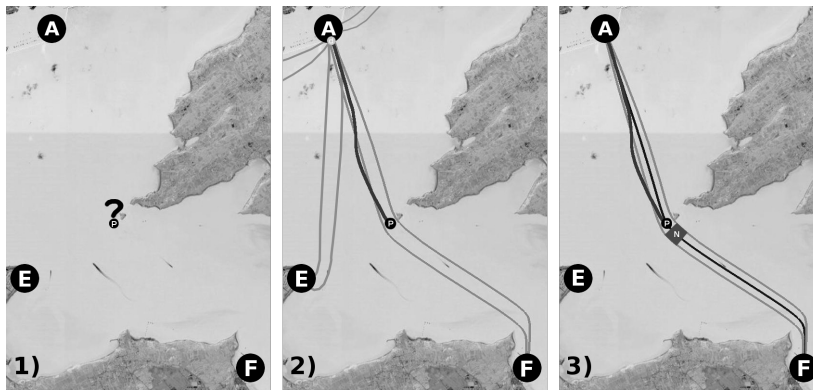


Figure 7. Appariement d'une trajectoire à une route type

Cet appariement est plus ou moins fiable. En effet, s'il existe plusieurs  $\tilde{T}$  proches de l'objet mobile et que sa destination finale est inconnue, l'appariement reste incertain. En revanche, si les destinations des objets mobiles sont connues (préalablement indiquées dans une feuille de route par exemple) ou bien si une unique  $\tilde{T}$  est proche de l'objet mobile, alors l'appariement est plus fiable. Si la destination est connue, il est possible de déterminer la  $\tilde{T}$  à appairer quasi-automatiquement.

Par exemple, lorsqu'un navire à passagers quitte la zone de Brest sa trajectoire peut être appariée à différentes routes types correspondant aux arcs du graphe de zones (A-E, A-C, A-B, A-F) représentées en gris clair sur la figure 7 étape 2 (les zones B et C du graphe étant trop éloignées pour être affichées sur la figure 7 sont les mêmes que sur la figure 2). Plus le navire se dirige vers sa destination finale, plus il est facile de l'appairer de manière certaine à une trajectoire médiane. Ainsi, comme indiqué sur la figure 7 étape 3, la trajectoire médiane associée à la trajectoire du navire est sélectionnée en fonction de la position et de la trajectoire de l'objet mobile.

Comme indiqué dans la section 2.3, une distance linéaire partielle (distance de Fréchet discrète) est appropriée à cette tâche d'appariement partiel (Devogele, 2002 ;

Mascaret *et al.*, 2006). L'objectif est de mesurer les distances linéaires entre la trajectoire  $T$  partant de la zone  $Z_D$  jusqu'à la position actuelle de l'objet mobile (représentée en gris foncé sur la figure 7 étape 3) et les trajectoires médianes ( $\tilde{T}$ ) partant de la même zone  $Z_D$  (représentées en noir sur la figure 7 étape 3). La trajectoire médiane ayant la distance linéaire partielle minimale est sélectionnée ainsi que son couloir spatio-temporel associé.

L'écart spatial et temporel entre la position de la trajectoire et la position de la trajectoire médiane appariée est calculé. Ces écarts sont normalisés en utilisant les bornes  $\Delta S_G$ ,  $\Delta S_D$  et  $\Delta T_A$ ,  $\Delta T_R$  du couloir spatio-temporel de la position de la trajectoire médiane comme défini dans la section 2.5. Dans l'exemple de la figure 7 étape 3, la zone de normalité du patron spatio-temporel apparié à la position  $p$  est représentée par la zone  $Z_N$ . Cette position est donc qualifiable comme étant dans le couloir et en retard conformément aux zones définies à la section 2.5.

#### 4. Mesures de similarité entre une trajectoire et un patron

La qualification des positions est un critère fondamental pour identifier les situations inhabituelles. Néanmoins, cette information à elle seule n'est pas suffisante. Effectivement, une trajectoire peut être une suite ordonnée de positions qualifiées de "dans le couloir, à l'heure" et être inhabituelle. Par exemple, des suites de changements de direction peuvent entraîner des variations de la trajectoire, la rapprochant de la frontière droite puis de la frontière gauche. Cette trajectoire doit être qualifiée d'inhabituelle. Il est donc indispensable de définir des mesures de similarité entre trajectoires. Lee *et al.* (2008) et Pelekis *et al.* (2007) ont défini des mesures de similarité tenant compte de l'aspect spatial et temporel. Cependant, ces dernières ne tiennent pas compte du contexte dans lequel se déplace l'objet mobile. En effet, une distance de 10 mètres comparée à un espace de 15 mètres de large peut être considérée comme grande alors que la même distance dans un espace de 1 000 mètres de large est considérée comme faible. De même, il est souvent plus facile pour un objet mobile de prendre du retard que de l'avance, la vitesse maximale de l'objet étant limitée par ses propriétés physiques. Nous proposons donc de définir trois mesures de similarité géographique et trois mesures de similarité temporelle basées sur un appariement entre une trajectoire et un patron spatio-temporel puis de les combiner.

##### 4.1. Similarité spatiale de trajectoire comparée à un patron

A partir des couples de positions définis par le processus d'appariement présenté dans les sections 2.3 et 3, des mesures de similarité tenant compte du contexte peuvent être calculées. Le processus proposé se focalise sur la comparaison d'une trajectoire avec une route type associée. Il est ainsi possible de normaliser les distances spatiales en fonction de l'écart spatial toléré ( $\Delta S_j$ ) de chaque position médiane  $\tilde{p}_j$  de la route type sélectionnée comme indiqué dans la section 2.5.

Le processus d'appariement entre la trajectoire  $T$  (suite ordonnée de positions  $p$ ) et la trajectoire médiane  $\tilde{T}$  (suite ordonnée de  $\tilde{p}$ ) renvoie une suite de couples  $(p_i, \tilde{p}_j)$ . La distance spatiale  $dS$  correspond à l'écart calculé entre les positions appariées  $p_i$  et  $\tilde{p}_j$  exprimé en mètres. Les mesures de distances spatiales entre  $p_i$  et  $\tilde{p}_j$  sont ensuite normalisées relativement à  $\Delta S_j$  en  $\tilde{p}_j$ . Afin de distinguer la position relative de  $p_i$  par rapport à  $\tilde{T}$ , les distances normalisées sont notées négativement à gauche et positivement à droite. La distance spatiale normalisée ( $dS_N$ ) entre deux positions appariées est donc :

$$dS_N(p_i, \tilde{p}_j) = \begin{cases} \frac{-dS(p_i, \tilde{p}_j)}{\Delta S_{G_j}} & \text{si } p_i \text{ est à gauche de } \tilde{p}_j \\ \frac{dS(p_i, \tilde{p}_j)}{\Delta S_{D_j}} & \text{sinon} \end{cases} \quad (1)$$

Le couloir spatial pouvant être plus ou moins large et asymétrique, deux  $dS$  identiques peuvent avoir des  $dS_N$  différentes comme présenté sur la figure 8 pour les appariements c et f. De même, deux  $dS_N$  identiques peuvent avoir des  $dS$  complètement différentes comme représenté sur la figure 8 pour les appariements a et d.

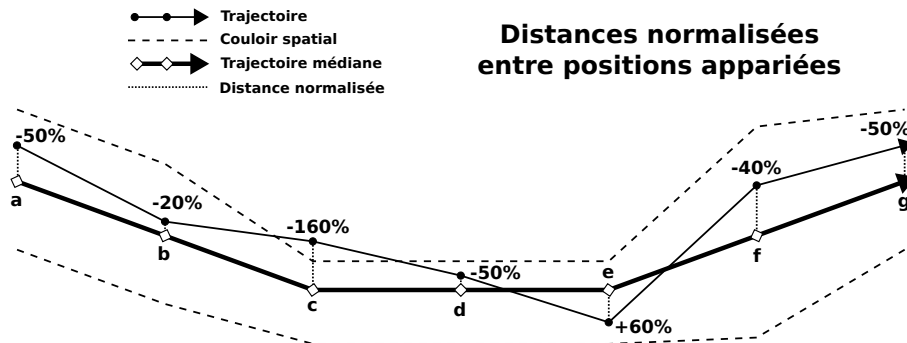


Figure 8. Couples des positions appariées d'une trajectoire avec une trajectoire médiane, les distances spatiales normalisées sont exprimées en pourcentage de  $\Delta S$

Disposant de la  $dS_N$ , trois mesures sont proposées pour qualifier la similarité spatiale d'une trajectoire comparée à un patron :

- la distance spatiale maximale :  $DSM$

$$DSM(T, \tilde{T}) = \text{Max}(|dS_N(p_i, \tilde{p}_j)|) \quad (2)$$

- la distance spatiale moyenne :  $DSm$

$$DSm(T, \tilde{T}) = \text{Moyenne}(|dS_N(p_i, \tilde{p}_j)|) \quad (3)$$

- la moyenne des deltas spatiaux :  $\delta Sm$

$$\delta Sm(T, \tilde{T}) = \frac{\sum_{i=1}^{n-1} |dS_N(p_i, \tilde{p}_j) - dS_N(p_{i+1}, \tilde{p}_{j+1})|}{n - 1} \quad (4)$$

La première mesure représente l'écart spatial maximal ( $DSM$ ) entre des positions appariées, la deuxième ( $DSm$ ) l'écart moyen. La troisième mesure ( $\delta Sm$ ) représente les variations entre les écarts successifs et renseigne sur un écart de forme entre la trajectoire et le patron. Pour l'exemple de la figure 8 :

- la  $DSM$  vaut -160 %, ce qui signifie que la trajectoire est sortie de 60 % du couloir au pire ;
- la  $DSm$  vaut 61,43 %  $((50 \% + 20 \% + 160 \% + 50 \% + 60 \% + 40 \% + 50 \%)/7)$ , ce qui signifie que la trajectoire est en moyenne à une distance de 61,43 % de la trajectoire médiane par rapport à l'écart spatial toléré ;
- la  $\delta Sm$  vaut 83,33 %  $(|-50 \% + 20 \%| + |-20 \% + 160 \%| + |-160 \% + 50 \%| + |-50 \% - 60 \%| + |60 \% + 40 \%| + |-40 \% + 50 \%|)/6)$ , ce qui signifie que l'écart entre la  $\tilde{T}$  et la  $T$  varie de manière importante.

Il faut noter que ces mesures sont calculées de manière discrète, uniquement aux positions  $\tilde{p}_j$ . La trajectoire médiane étant filtrée et rééchantillonnée, elle surestime les mesures par rapport à une approche continue.

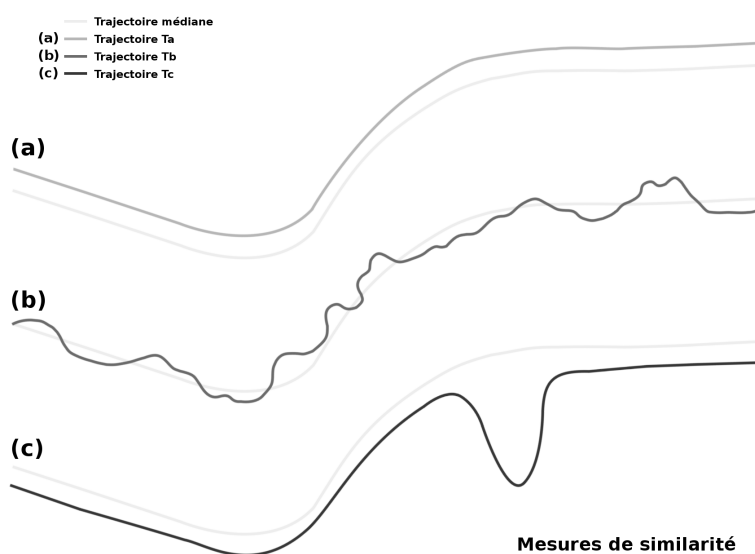


Figure 9. Exemple de trois trajectoires associées à une même trajectoire médiane

Afin d'illustrer l'intérêt de ces trois mesures, la figure 9 donne 3 exemples de couple de  $T, \tilde{T}$ . Pour le couple (a), la  $DSM$  et la  $DSm$  sont très proches, mais non nulles et la  $\delta Sm$  est proche de zéro. Ces valeurs décrivent un couple de trajectoires décalées et ayant des formes très similaires. Pour le couple (b), la  $DSM$  est assez faible et la  $DSm$  est faible. Par contre, la  $\delta Sm$  est importante. Ces valeurs décrivent des trajectoires assez proches, mais ayant des formes dissimilaires. Finalement, le couple (c) a une  $DSM$  importante, une  $DSm$  et  $\delta Sm$  faible. Ces trajectoires sont donc la plupart du temps assez proches. Cependant, un écart important sur une courte

période est présent. Ces 3 mesures spatiales sont complétées par 3 mesures temporelles ayant des significations proches.

#### 4.2. Similarité temporelle de trajectoires comparées à un patron

En ce qui concerne l'aspect temporel, la même méthode est employée pour définir 3 mesures de similarité temporelle. La distance temporelle ( $dT$ ) correspond à l'écart en secondes entre les estampilles temporelles relatives (durée depuis le départ) de positions appariées. Les mesures de distances temporelles entre  $p_i$  et  $\tilde{p}_j$  sont ensuite normalisées relativement à  $\Delta T_j$  en  $\tilde{p}_j$ . Les écarts de temps normalisés sont notés négativement lorsque  $p_i$  est en retard par rapport à  $\tilde{p}_j$  et positivement lorsque  $p_i$  est en avance par rapport à  $\tilde{p}_j$ . La distance temporelle normalisée ( $dT_N$ ) entre deux positions appariées est donc :

$$dT_N(p_i, \tilde{p}_j) = \begin{cases} \frac{-|dT(p_i, \tilde{p}_j)|}{\Delta T_{R_j}} & \text{si } p_i \text{ est à en retard par rapport à } \tilde{p}_j \\ \frac{|dT(p_i, \tilde{p}_j)|}{\Delta T_{A_j}} & \text{sinon} \end{cases} \quad (5)$$

Disposant de la  $dT_N$ , trois mesures sont proposées pour qualifier la similarité temporelle d'une trajectoire comparée à un patron :

- la distance temporelle maximale :  $DTM$

$$DTM(T, \tilde{T}) = \text{Max}(|dT_N(p_i, \tilde{p}_j)|) \quad (6)$$

- la distance temporelle moyenne :  $DTm$

$$DTm(T, \tilde{T}) = \text{Moyenne}(|dT_N(p_i, \tilde{p}_j)|) \quad (7)$$

- la moyenne des deltas temporels :  $\delta Tm$

$$\delta Tm(T, \tilde{T}) = \frac{\sum_{i=1}^{n-1} |dT_N(p_i, \tilde{p}_j) - dT_N(p_{i+1}, \tilde{p}_{j+1})|}{n-1} \quad (8)$$

Nous disposons donc de 6 mesures de similarité. Ces mesures sont complémentaires, elles permettent de qualifier une trajectoire comparée à un patron dans sa globalité. Cependant, proposer 6 mesures aux opérateurs (figure 1 étape 8) n'est pas envisageable, trop d'informations seraient présentes pour chaque objet mobile et surchargeraient l'opérateur de surveillance du trafic.

### 5. Indice de similarité spatio-temporelle entre une trajectoire et un patron

Afin de définir un indice de similarité spatio-temporelle ( $SIM_{ST}$ ) unique permettant de qualifier les trajectoires (figure 1 étape 6), deux approches sont possibles. La

première possibilité consiste à agréger les 6 mesures à l'aide d'une somme pondérée. Cette solution n'est pas optimale, elle a le défaut de renvoyer un résultat trop lisse et de ne pas correspondre exactement au jugement humain. La deuxième, plus pragmatique et proche du raisonnement humain, est basée sur la logique floue (Zadeh, 1965 ; Bouchon-Meunier, 1995). Elle a été retenue, car elle permet de s'appuyer sur des règles floues exprimées en langage naturel décrivant la similarité spatiale ( $SIM_S$ ) ou temporelle ( $SIM_T$ ) telles que présentées dans les exemples suivants :

- R1: Si l'écart spatial maximum est faible alors la similarité spatiale est forte.  
 $(DSM = Faible) \Rightarrow (SIM_S = Fort)$
- R2: Si la forme de la trajectoire est très différente de celle de la trajectoire médiane, alors la similarité est faible ; en d'autres termes si la  $\delta Sm$  est grande alors la similarité spatiale est faible.  
 $(\delta Sm = Fort) \Rightarrow (SIM_S = Faible)$
- R3: Si l'écart spatial moyen est faible, l'écart spatial maximum est faible et la moyenne des deltas spatiaux est faible alors la similarité spatiale est très forte.  
 $((DSm = Faible) \wedge (DSM = Faible) \wedge (\delta Sm = Faible)) \Rightarrow (SIM_S = Tforte)$

Comme indiqué dans les exemples de règles, les mesures de similarités sont nommées dans les règles et peuvent potentiellement y être combinées. Ces 6 mesures de similarité sont donc des variables linguistiques qui seront utilisées dans le module de logique floue présenté à l'étape 6 de la figure 1.

### 5.1. Définition des ensembles flous et des fonctions d'appartenance

D'autres règles doivent être ajoutées pour prendre en compte l'ensemble des critères de similarités spatiale et temporelle. Pour pouvoir raisonner avec ce type de règles floues, la première étape consiste à transformer les valeurs des 6 mesures de similarité en termes linguistiques. Lors de cette étape dite de "Fuzzification", des ensembles flous et des fonctions d'appartenance sont définis. Trois termes linguistiques sont créés (*Faible*, *Moyen* et *Fort*) permettant de caractériser les variables linguistiques associées aux mesures de similarité. Pour toute valeur numérique d'entrée  $x$ , la fonction d'appartenance  $\mu_{Faible}^{DSM}(x)$  définit le degré d'appartenance de  $x$  à l'ensemble flou *Faible* compris entre 0 et 1 pour la mesure  $DSM$ . Il en est de même pour les fonctions d'appartenance  $\mu_{Moyen}^{DSM}(x)$  et  $\mu_{Fort}^{DSM}(x)$  ainsi que pour les autres mesures  $DSm$  et  $\delta Sm$ . Les fonctions d'appartenance liées aux mesures de similarité temporelle ( $DTM$ ,  $DTm$  et  $\delta Tm$ ) sont également définies de la même façon. Les fonctions d'appartenance proposées sont de type linéaire par morceaux, elles ont l'avantage d'être simples et permettent de définir les zones où la fonction est vraie et celles où la fonction est fautive facilitant le recueil d'expertise. Ces zones sont définies à partir de l'étude statistique de l'appariement de toutes les trajectoires du  $GHT$  avec la trajectoire médiane et du calcul des percentiles statistiques de chaque mesure de similarité.

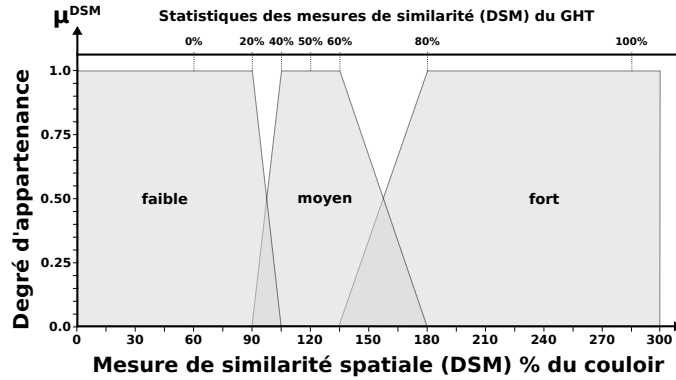


Figure 10. Fonctions d'appartenance associées à la mesure de similarité DSM

Ainsi, pour chaque mesure de similarité, les fonctions d'appartenance sont basées sur les percentiles des statistiques des mesures de similarité du GHT :

- Faible en dessous de 20 % ;
- entre Faible et Moyen de 20 à 40 % ;
- Moyen de 40 à 60 % ;
- entre Moyen et Fort de 60 à 80 % ;
- Fort au-delà de 80 %.

Les 3 fonctions d'appartenance des ensembles flous de la mesure de similarité DSM sont présentées sur l'exemple de la figure 10.

Tableau 1. Fonctions d'appartenance des différentes mesures de similarité

DSM	DSm	$\delta S_m$	DTM	DTm	$\delta T_m$
$\mu_{Faible}^{DSM}(x)$	$\mu_{Faible}^{DSm}(x)$	$\mu_{Faible}^{\delta S_m}(x)$	$\mu_{Faible}^{DTM}(x)$	$\mu_{Faible}^{DTm}(x)$	$\mu_{Faible}^{\delta T_m}(x)$
$\mu_{Moyen}^{DSM}(x)$	$\mu_{Moyen}^{DSm}(x)$	$\mu_{Moyen}^{\delta S_m}(x)$	$\mu_{Moyen}^{DTM}(x)$	$\mu_{Moyen}^{DTm}(x)$	$\mu_{Moyen}^{\delta T_m}(x)$
$\mu_{Fort}^{DSM}(x)$	$\mu_{Fort}^{DSm}(x)$	$\mu_{Fort}^{\delta S_m}(x)$	$\mu_{Fort}^{DTM}(x)$	$\mu_{Fort}^{DTm}(x)$	$\mu_{Fort}^{\delta T_m}(x)$

Les différentes fonctions d'appartenance définies pour chaque mesure de similarité d'un GHT sont présentées dans le tableau 1. Ces fonctions d'appartenance sont finalement sauvegardées dans la base de connaissances liée à la route type du GHT.

### 5.2. Fuzzification des variables linguistiques

Une fois les ensembles flous et fonctions d'appartenance définis, il est possible de rendre floue une mesure de similarité calculée entre une trajectoire appariée à une route type via l'étape de "Fuzzification". Cette étape transforme une valeur numérique en degré d'appartenance flou par évaluation des différentes fonctions d'appartenance.

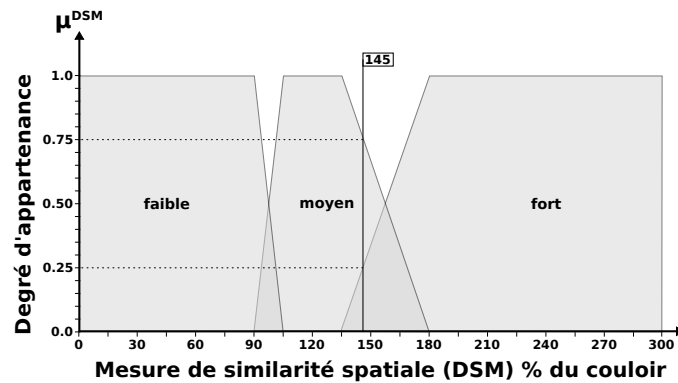


Figure 11. Valeur floue de la DSM d'une trajectoire appariée à une route type

Dans l'exemple de la figure 11, la trajectoire a une valeur numérique  $x$  de  $DSM$  valant 145 % du couloir spatial représenté par un trait fin noir. Après évaluation des fonctions d'appartenance les résultats suivants sont obtenus :

$$\mu_{Faible}^{DSM}(x) = 0.00 \quad \mu_{Moyen}^{DSM}(x) = 0.75 \quad \mu_{Fort}^{DSM}(x) = 0.25$$

Le degré d'appartenance de  $x$  à l'ensemble flou *Moyen* est donc de 75 % et de 25 % pour l'ensemble flou *Fort*. Les valeurs des mesures de similarité ayant été associées à des variables linguistiques, l'étape suivante consiste à raisonner sur ces variables en les combinant avec des règles floues.

### 5.3. Règles floues et indice de similarité spatio-temporelle

Dans notre étude, nous souhaitons qualifier la similarité spatio-temporelle d'une trajectoire. Nous disposons de 3 mesures de similarité spatiale et 3 mesures de similarité temporelle calculées pour une trajectoire appariée à une route type ainsi que des fonctions d'appartenance associées aux ensembles flous définis dans la section 5.1. Ainsi, il est possible de combiner les 3 mesures de similarité spatiale afin de définir un indice de similarité spatiale et faire de même pour l'indice de similarité temporelle. Pour obtenir cet indice de similarité, des règles floues sont définies. Une règle floue est composée d'un prédicat associant une combinaison de variables linguistiques et d'une conclusion associant une variable linguistique à une proposition de terme linguistique. La combinaison des variables linguistiques est réalisée grâce à des opérateurs de logique floue. Ces opérateurs permettent d'écrire des combinaisons logiques entre notions floues en réalisant des calculs basés sur leurs degrés de vérité. Une règle floue est activée uniquement si ses prédicats ont une valeur de vérité non nulle. Les opérateurs permettant de combiner les variables linguistiques d'un prédicat sont les opérateurs de conjonction (*ET* :  $\wedge$ ), de disjonction (*OU* :  $\vee$ ) et de négation (*NON* :  $\neg$ ). De manière classique en logique floue (Zadeh, 1965 ; Mamdani, Assilian, 1975), ces opérateurs sont codés sous la forme des fonctions *Min* et *Max*. Ainsi, une règle dont

le prédicat est  $(x \wedge y)$  aura comme degré de vérité  $Min(x, y)$ . De même, une règle dont le prédicat est  $(x \vee y)$  aura comme degré de vérité  $Max(x, y)$ . Enfin, une règle dont le prédicat est  $(\neg x)$  aura comme degré de vérité  $(1 - x)$ .

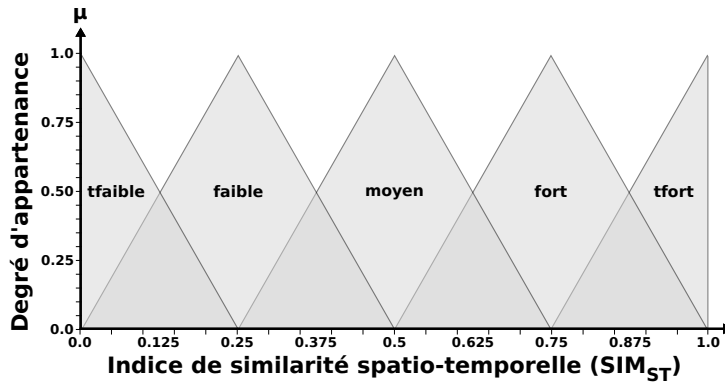


Figure 12. Fonctions d'appartenance des indices de similarité

Cinq termes linguistiques sont également créés pour les variables linguistiques correspondant à l'indice de similarité spatiale ( $SIM_S$ ), l'indice de similarité temporelle ( $SIM_T$ ) et l'indice de similarité spatio-temporelle ( $SIM_{ST}$ ). Ces 5 termes (*T*Faible, Faible, Moyen, Fort et *T*Fort) sont utilisés comme conclusion des règles floues dont les fonctions d'appartenance sont présentées sur la figure 12.

Ayant préalablement défini 3 termes linguistiques pour chacune des 3 variables linguistiques spatiales, il existe  $3^3$  combinaisons possibles de prédicats soit 27 règles pour le calcul de l'indice de similarité spatiale (de même pour l'indice de similarité temporelle). Ces 27 règles peuvent être représentées sous la forme d'une matrice associative floue et de son arbre de décision associé.

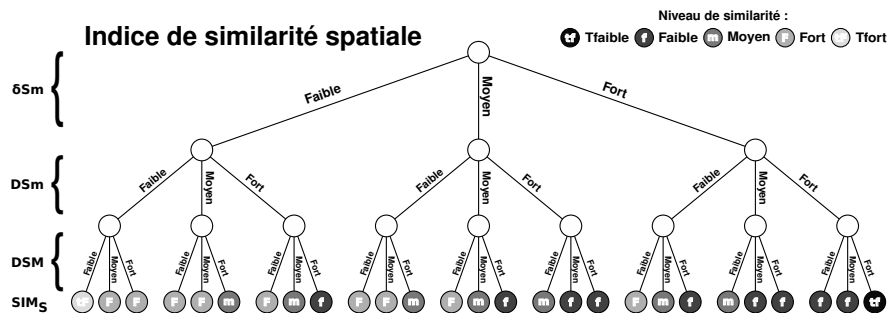


Figure 13. Arbre de décision de la matrice associative floue de  $SIM_S$

La figure 13 présente l'arbre de décision associé à la matrice associative floue de l'indice de similarité spatiale. Le premier niveau de l'arbre de décision correspond au  $\delta Sm$ , le second à la  $DSm$  et le dernier à la  $DSM$ . Le terme linguistique associé à

la variable linguistique des mesures de similarité est indiqué sur les arcs de l'arbre de décision. Le terme linguistique de l'indice de similarité proposé en conclusion de l'activation de la règle floue est représenté par une coloration des feuilles de l'arbre de décision. Ainsi, une branche de l'arbre de décision est composée d'une conjonction de 3 propositions associant une variable linguistique à un terme linguistique.

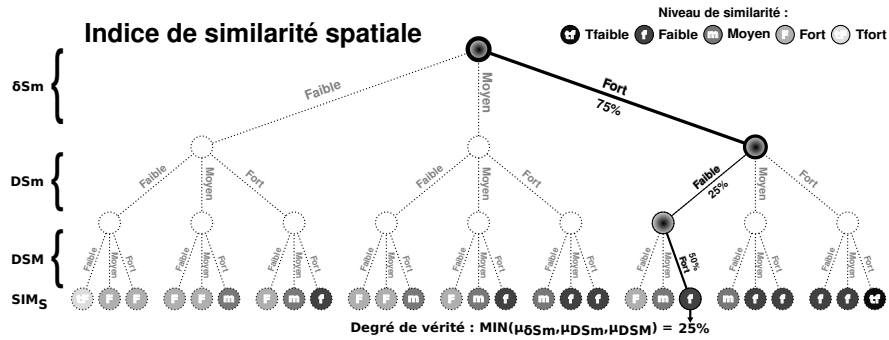


Figure 14. Exemple d'activation d'une règle floue

Par exemple, une trajectoire dont la  $\delta Sm$  est *Forte* à 75 %, la  $DSm$  est *Faible* à 25 % et la  $DSM$  est *Forte* à 50 % activera la règle présentée en gras sur la figure 14 dont la conclusion propose l'association de la variable linguistique  $SIM_S$  au terme linguistique *Faible* à 25 %.  $(\delta Sm = Fort \wedge DSm = Faible \wedge DSM = Fort) \Rightarrow (SIM_S = Faible)$

Le degré d'activation de la conclusion de cette règle est calculé par évaluation de son prédicat en utilisant le minimum des degrés de vérité de ses propositions :

$$\text{Min}(\mu_{Fort}^{\delta Sm}, \mu_{Faible}^{DSm}, \mu_{Fort}^{DSM}) = \text{Min}(75, 25, 50) = 25 \%$$

Une fois les règles floues définies, l'inférence floue consiste à raisonner de manière approximative avec ces règles en partant du principe que "plus la condition sur les entrées est vraie plus la règle doit être appliquée". L'inférence floue est le cycle de calcul des degrés de vérité de toutes les règles ainsi que de tous les ensembles flous des variables linguistiques se trouvant dans les prédicats de ces règles. Le degré de vérité de chacune des 27 règles de la matrice associative floue peut alors être calculé.

#### 5.4. Calcul de l'indice de similarité spatio-temporelle

Finalement, la dernière étape de "défuzzification" consiste à obtenir une valeur quantitative numérique à partir des degrés de vérité des règles floues et des conclusions associées. Cette étape transforme ces appartenances à des ensembles flous (valeurs qualitatives) en une valeur quantitative interprétable par l'utilisateur. Dans notre cas différents indices de similarité sont introduits :

- l'indice de similarité spatiale ( $SIM_S$ ) ;
- l'indice de similarité temporelle ( $SIM_T$ ) ;
- l'indice de similarité spatio-temporelle ( $SIM_{ST}$ ).

Pour obtenir ces valeurs quantitatives numériques, nous avons retenu la méthode du centre de gravité (*COG*) (Janikow, 1998). En fonction du degré de vérité des règles floues et de leurs conclusions, la variable linguistique  $SIM_S$  peut être associée à différents degrés aux termes linguistiques *TFaible*, *Faible*, *Moyen*, *Fort* et *TFort*. Pour chacun de ces termes disposant de fonctions d'appartenance présentées sur la figure 12, les degrés de vérité associés permettent de définir les limites des surfaces actives des fonctions d'appartenance.

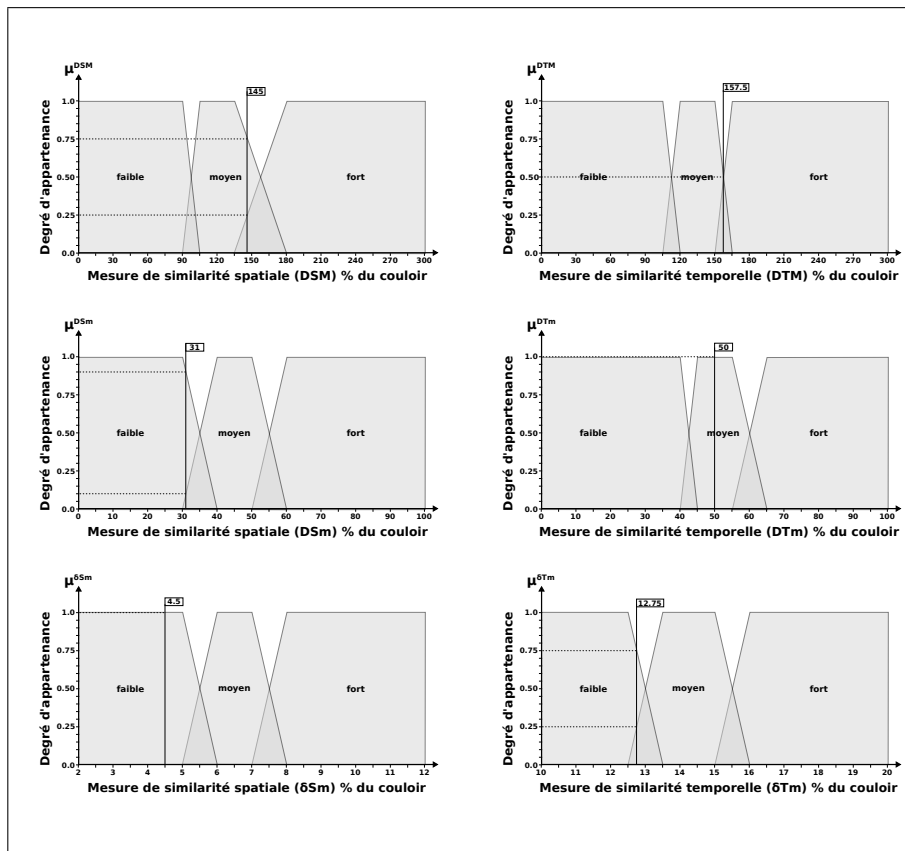


Figure 15. Valeurs des mesures de similarité spatio-temporelles

Ainsi dans le cas de l'exemple de synthèse de la figure 15, les mesures de similarité entre  $T$  et  $\tilde{T}$  et leurs degrés d'appartenance aux ensembles flous *Faible*, *Moyen* et *Fort* sont présentés dans le tableau 2.

Les différents degrés de vérité des branches de l'arbre de décision sont calculés comme présenté dans la section 5.3 en fonction des degrés d'appartenance aux ensembles flous des mesures de similarité. Les 27 règles de l'arbre de décision étant évaluées en parallèle, plusieurs règles peuvent être activées avec des conclusions et des degrés d'activation différents comme présenté sur la figure 16. Un ensemble flou

Tableau 2. Exemple de mesures de similarité et degrés d'appartenance associés

	Valeur(%)	Faible(%)	Moyen(%)	Fort(%)
$DSM$	145	0	75	25
$DSm$	31	90	10	0
$\delta Sm$	4.5	100	0	0
$DTM$	157.5	0	50	50
$DTm$	50	0	100	0
$\delta Tm$	12.75	75	25	0

global est construit par agrégation des ensembles flous obtenus par chacune des règles de l'arbre de décision. Cette agrégation est réalisée par une disjonction de toutes les règles de l'arbre (le maximum de chaque fonction d'appartenance est calculé).

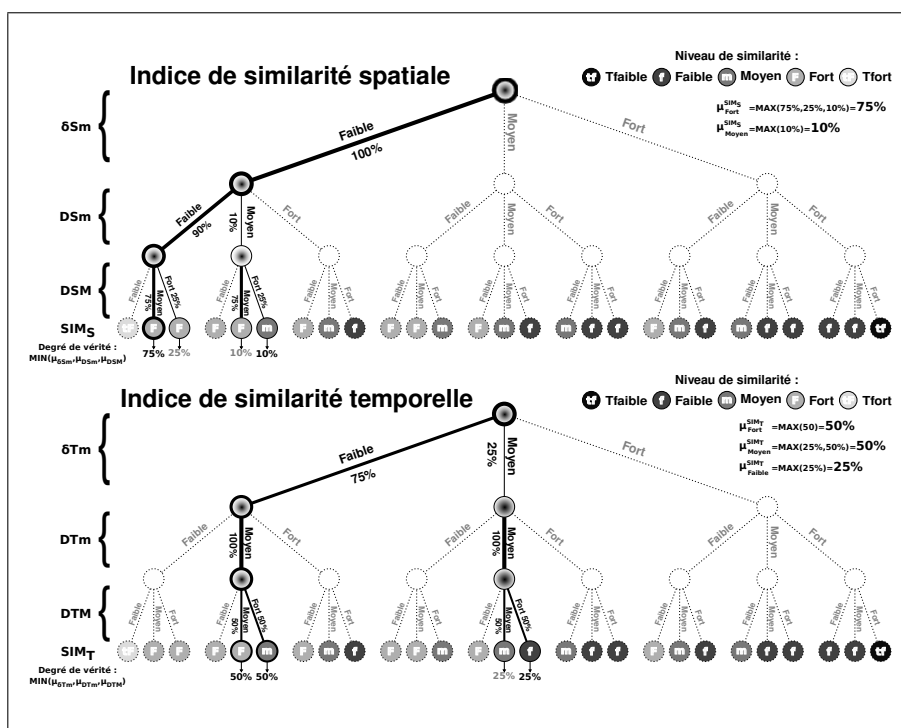


Figure 16. Degrés de vérité des branches des arbres de décision de  $SIM_S$  et  $SIM_T$

Les valeurs agrégées des différentes fonctions d'appartenance des indices de similarités spatiale et temporelle de l'exemple sont présentées dans le tableau 3.

A partir des degrés de vérité du tableau 3, la surface cumulée des fonctions d'appartenance est calculée. Cette surface est représentée en gris foncé sur l'exemple de la figure 17. Le centre de gravité (COG) de cette surface est ensuite projeté sur l'axe des abscisses afin d'obtenir la valeur numérique de l'indice. Le centre de gravité de cette

Tableau 3. Degrés de vérité des fonctions d'appartenance de  $SIM_S$  et  $SIM_T$ 

	$TFaible(\%)$	$Faible(\%)$	$Moyen(\%)$	$Fort(\%)$	$TFort(\%)$
$SIM_S$	0	0	10	75	0
$SIM_T$	0	25	50	50	0

surface projeté sur l'axe des abscisses renvoie un indice  $SIM_S$  de 72 % et un indice  $SIM_T$  de 55 % pour l'exemple de la figure 17.

$SIM_S$  et  $SIM_T$  sont ensuite agrégés par calcul de leur minimum de manière à obtenir l'indice  $SIM_{ST}$  (valant 55 % pour l'exemple choisi). Il est donc possible à l'aide de ces 6 mesures de similarité, de ces règles d'inférence floue et des fonctions d'appartenance d'obtenir un indice de similarité spatio-temporelle. Plus l'indice est fort, plus les trajectoires sont similaires. Cet indice est plus proche de la perception humaine qu'un indice renvoyé par une somme pondérée. Il est donc fort utile dans le contexte de l'analyse de trajectoires inhabituelles. Il doit être employé de manière complémentaire à l'analyse de positions.

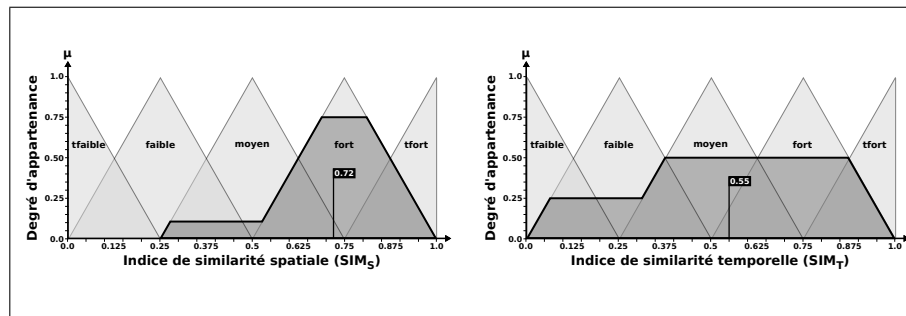


Figure 17. Défuzzification de  $SIM_S$  et  $SIM_T$  par la méthode du centre de gravité sur les surfaces

## 6. Conclusion

Dans cet article, nous avons présenté une technique de fouille de données spatio-temporelles. Elle permet pour un itinéraire d'extraire une route type à partir d'un groupe homogène de trajectoires d'objets mobiles de même type. Ce patron est composé d'une trajectoire médiane et de couloirs spatio-temporels. Il permet de qualifier, en temps réel, une nouvelle position d'un objet suivant ce même itinéraire. Ainsi, les opérateurs de surveillance du trafic disposent d'un outil d'aide à la surveillance réduisant leur charge cognitive en leur permettant de se focaliser sur les objets ayant des trajectoires inhabituelles. Pour aller plus loin, un indice de similarité entre une trajectoire et la route type a été défini. Il permet, à partir de 6 mesures spatiales et temporelles, de mesurer la similarité entre ces deux éléments en utilisant la logique floue. En ce qui concerne l'analyse de positions, cet outil a été validé à partir d'une base de données volumineuse de déplacements de navires dans la zone de Brest. Pour

la comparaison de trajectoires, des mesures de similarité ont été proposées ainsi que des règles d'inférences floues permettant de calculer un indice de similarité spatio-temporelle entre une trajectoire et une route type. Ainsi, à partir d'une simple base de données gérant les positions d'objets mobiles et permettant uniquement de répondre à des questions simples du type "Où est tel objet?", nous passons progressivement à une base de données contenant ces informations de positionnement, mais aussi des connaissances de plus haut niveau liées au comportement des objets mobiles. Ce type de bases appelées bases de données inductives permet en manipulant simultanément les données et les connaissances d'analyser le comportement des objets mobiles et de poser des requêtes de plus haut niveau. Plusieurs travaux futurs dans ce domaine restent à réaliser. S'appuyant sur le patron spatio-temporel, nous avons montré qu'il est possible de qualifier la trajectoire d'un objet mobile. Une fois une trajectoire appariée à un patron, il est également envisageable de prédire le comportement de l'objet mobile avec une précision connue (dépendant des bornes spatio-temporelles du couloir basées sur une analyse statistique). Une analyse de la distribution statistique des distances spatiales et temporelles ainsi que des mesures de similarité du *GHT* doivent être réalisées afin de justifier l'approche médiane et le seuil actuellement fixé empiriquement à 90 %. La définition de l'indice de similarité spatio-temporelle et l'analyse de trajectoires doivent être validées sur d'autres jeux de données. De plus, pour fournir une interface adaptée aux opérateurs, une étude de sémiologie graphique doit être menée afin d'afficher les informations de similarité de manière optimale. Finalement, ces travaux doivent être testés sur d'autres thématiques telles que l'analyse des déplacements des piétons ou les migrations d'animaux.

## Bibliographie

- Alt H., Knauer C., Wenk C. (2001). Matching polygonal curves with respect to the fréchet distance. In *Proceedings of the 18th annual symposium on theoretical aspects of computer science*, p. 63–74.
- Bouchon-Meunier B. (1995). *La logique floue et ses applications*. Addison-Wesley France.
- Devogele T. (2002). A new merging process for data integration based on the discrete fréchet distance. In *Advances in spatial data handling: 10th international symposium on spatial data handling*, p. 167–181.
- Etienne L., Devogele T., Bouju A. (2009). Analyse de similarité de trajectoires d'objets mobiles suivant le même itinéraire: Application aux trajectoires de navires. *Ingénierie des Systèmes d'Information*, vol. 14, n° 5/2009, p. 85–106.
- Etienne L., Devogele T., Bouju A. (2010). Spatio-temporal trajectory analysis of mobile objects following the same itinerary. In *Proceedings of the international symposium on spatial data handling (sdh)*, p. 86–91.
- Fréchet M. (1905). Sur l'écart de deux courbes et sur les courbes limites. *Transactions of the American Mathematical Society*, vol. 6, n° 4, p. 435–449.
- Janikow C. (1998). Fuzzy decision trees: Issues and methods. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics.*, vol. 28, n° 1, p. 1–14.

- Kharrat A., Popa I. S., Zeitouni K., Faiz S. (2008). Clustering algorithm for network constraint trajectories. In S. B. Heidelberg (Ed.), p. 631–647. Springer Berlin Heidelberg.
- Knorr E., Ng R., Tucakov V. (2000). Distance-based outliers: Algorithms and applications. *The VLDB Journal*, vol. 8, n° 3-4, p. 237–253.
- Lee J., Han J., Li X. (2008). Trajectory outlier detection: A partition-and-detect framework. In *IEEE 24th international conference on data engineering*, p. 140–149.
- Mamdani E., Assilian S. (1975). An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller. *International Journal of Man-Machine Studies*, vol. 7, n° 1, p. 1–13.
- Mascret A., Devogele T., Berre I., Hénaff A. (2006). Coastline matching process based on the discrete fréchet distance. *Progress in Spatial Data Handling*, p. 383–400.
- Pelekis N., Kopanakis I., Marketos G., Ntoutsis I., Andrienko G., Theodoridis Y. (2007). Similarity search in trajectory databases. In *Proceedings of the 14th international symposium on temporal representation and reasoning*, p. 129–140.
- Sakoe H., Chiba S. (1978). Dynamic programming algorithm optimization for spoken word recognition. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, vol. 26, p. 43–49.
- Wan T., Zeitouni K., Meng X. (2007). An olap system for network-constrained moving objects. In *Sac '07: Proceedings of the 2007 ACM symposium on applied computing*, p. 13–18. New York, NY, USA, ACM.
- Zadeh L. (1965). Fuzzy sets. *Information and control*, vol. 8, n° 3, p. 338–353.