Algorithme d'intelligence par utilisation de règles polaires [AIUR]

Thomas ABOT 16 avril 2014

Table des matières

1	Introduction				
2	Généralités				
	2.1 Modèle polaire				
	2.2 Règles polaires	•			
3	Application au modèle numérique				
	3.1 Stockage du modèle				
	3.2 Algorithme				
4	Améliorations				
	4.1 Apprentissage				

1 Introduction

Il nous a été confié le projet de réaliser la partie logicielle d'un voilier autonome. Le but était d'implémenter une intelligence permettant au voilier de rejoindre des points GPS donnés afin de réaliser une course.

Une option de simplicité s'offrait à nous : diriger le bateau par une intelligence constituée d'expressions logiques. La notion de "Si...alors...sinon..." ne s'adaptait pas parfaitement au bateau puisqu'il ne suivait pas de modèle mathématique. Cela permet de tracer des bords, de résoudre des cas, mais pas d'optimiser au mieux la trajectoire en fonction des éléments extérieurs. Nous avons donc réfléchit à ce problème et nous nous sommes penchés sur les polaires de vitesse, une forme modélisation mathématique de la vitesse du bateau en fonction de son cap de navigation par rapport au vent. Il s'avère que ce ne sont pas les seules données modélisables via des polaires. Nous pouvions également autoriser le bateau à s'écarter du cap le plus court pour gagner en vitesse, si cela permettait de gagner du temps. En modélisant nos polaires et en les superposant, l'intelligence pouvait déterminer le meilleur cap à suivre.

Nous allons donc expliquer le fonctionnement de l'algorithme d'intelligence par utilisation de règles polaires (nommé AIUR dans la suite du document). Nous commencerons par les généralités autour des polaires.

2 Généralités

Nous définiront deux concepts : les polaires et leur application numérique, les règles de polaires.

2.1 Modèle polaire

Les polaires se représentent via un graphe de coordonnées polaires. L'ensemble des points de la courbe se modélise via la relation $f(\theta) = re^{i\theta}$ (figure 1).

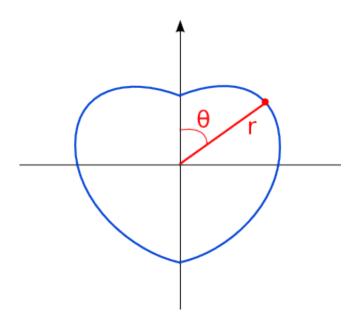


FIGURE 1 – Exemple de polaire basique et symétrique

Nous pouvons ainsi modéliser l'évolution d'un système en fonction d'un paramètre d'entrée grâce au polaires. La valeur d'entrée est θ . La valeur de r étant donnée par le modèle.

Attention : Il est important de noter que les données en entrée du modèle sont périodiques. Il s'agit d'une condition d'utilisation du modèle polaire.

Nous pouvons donc avoir n'importe quelle valeur en entrée du modèle, il aura toujours une valeur associée. Nous n'avons donc pas à nous soucier des bornes des valeurs d'entrée.

L'ensemble des valeurs r fait partie du modèle polaire. La forme de stockage de ces valeurs dépendra de votre modèle. Ce modèle peut être une relation

de type $f(\theta)=re^{i\theta}$ ou purement numérique comme une suite de points (figure 2), par exemple.

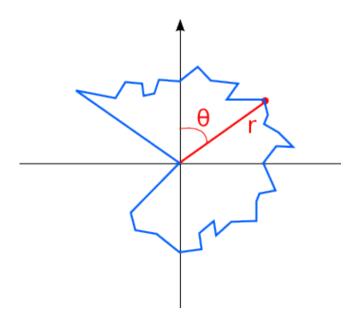


FIGURE 2 – Exemple de polaire dont le modèle est numérique

2.2 Règles polaires

La règle polaire correspond à une représentation d'une polaire dans un tableau de mémoire numérique. Pour cela θ devient une graduation d'axe d'abscisse et r devient une graduation d'axe des ordonnées (figure 3). Nous conservons les rapports entre θ et r pour chaque point de la courbe.

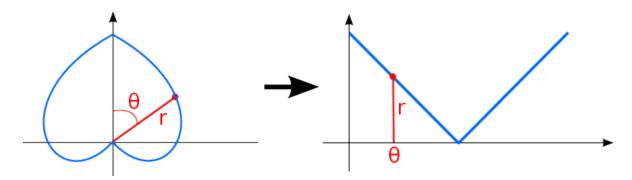


FIGURE 3 – Passage du modèle polaire à la règle polaire

Cette approche permet non seulement une représentation d'un tableau de mémoire numérique plus aisée, mais également une meilleur visualisation graphique. Il suffit de faire coulisser les règles polaires les unes sous les autres en fonctions des données précédentes pour visualiser les mesures possibles, comme si nous manipulions des règles de mesure, d'où le nom de règle polaire.

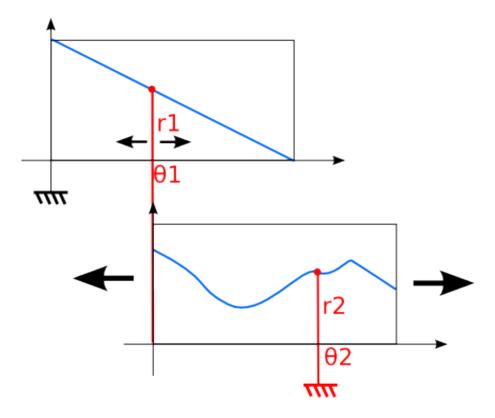


FIGURE 4 – Principe de visualisation des règles polaires

La figure 4 illustre ce principe. Chaque élément attaché à un signe de masse est un élément fixe, immutable à un instant t correponsant à la mesure en cours. Nous pouvons faire varier θ_1 , mais cela fera bouger l'ensemble de la seconde règle. La règle 1 et le vecteur en θ_2 ne bougeant pas, ces vairations font varier r_1 et r_2 .

Nous allons donc mesurer les valeurs de r1 et r2 afin de trouver la meilleur valeur de la combinaison de ces deux valeurs. C'est ici que l'AIUR vient jouer son rôle.

3 Application au modèle numérique

Nous allons à présent utiliser l'AIUR dans un contexte numérique, d'où l'utilisation de règles polaires est appropriée.

3.1 Stockage du modèle

Le modèle en règle correspond à un tableau de paires de valeurs (abscisse, ordonnée). Ces points seront stockés dans un tableau ou une liste, de manière ordonnée ou non. L'important est de pouvoir stocker les points les plus importants. Les valeurs manquantes pouvant se retrouver par extrapolation.

Nous allons donc stocker nos valeurs dans un tableau. Ces valeurs peuvent prendre toutes les formes. Il faut juste se conformer à une forme pour le clé du tableau (l'abscisse) et une forme pour la valeur associée (l'ordonnée).

Par exemple, nous utilisons ici un tableau de clé et valeur associé en réels à virgule flottante (Table 1) :

Clé	0.0	45.0	 360.0
Valeur	0.0	0.8	 0.249

Table 1 – Un exemple de tableau clé-valeur

Comme notre modèle numérique possède un nombre fini de points, il faudra extrapoler pour trouver une la valeur associée à une clé non définie. L'algorithme d'extrapolation dépend de votre besoin de précision.

Sachez toutefois que si vous avez besoin d'extrapoler une courbe sur une polaire, ceci se traduit par une droite sur la règle polaire.

3.2 Algorithme

Imaginons un système constitué de N règles (Pour information, le système de la figure 4 comporte 2 règles). Nous devons trouver la clé (valeur d'entrée) et la valeur associée (valeur de sortie) pour chaque règle.

A présent, nous devons trouver des relations entre les règles afin de créer une chaine de règles, comportant des entrées fixées :

règle 1 fixée
$$\rightarrow$$
 règle 2 $\rightarrow \dots \rightarrow$ règle N \leftarrow Autre entrée fixée

Par exemple, sur la figure 4, nous observons que la première règle est fixée à un instant t, il s'agit de la référence du système. Il en est de même pour l'entrée de la deuxième règle qui est fixée par rappor à la référence du système.

Ces références vont nous permettre de fixer les conditions imposées au système. Ces points fixes peuvent varier en fonction du temps, mais restent fixe pour une mesure donnée. La référence du système restera fixe à moins que le système varie de lui même.

Exemple Lors de la réalisation de notre voilier, la règle fixe correspondait au cap théorique du voilier, autrement dit, une chose immutable. L'entrée de cette règle est le cap effectif du bateau. Il s'agit d'une des valeurs que nous voulons optimiser.

La deuxième règle se fixe par rapport à l'orientation du bateau par rapport au vent. Ce rapport est directement lié au cap théorique, d'où le lien entre ces deux règles. L'entrée de cette règle est l'angle que forme le vent par rapport au cap du bateau. Nous voulons également optimiser cet angle. Cependant, nous ne pouvons décider de l'orientation du vent. Donc ce dernier est fixé.

La seule chose mobile de ce modèle est la deuxième règle, liée à l'entrée de la première règle : les deux bougent en même temps, et de la même manière.

Nous pouvons passer à la phase de recherche de la solution optimum. A chaque entrée, nous pouvons lire une valeur de sortie sur la courbe de la règle polaire. Nous relevons alors une valeur par règle, soit N valeurs au total.

Nous allons bouger les règles mobiles. Le but étant de récupérer la valeur maximale ou minimale (suivant le système recherché) en appliquant un coefficient de pondération sur chaque valeur suivant sont importance dans le choix de la valeur de sortie. Ces différentes valeurs pondérées sont alors sommées.

Nous pouvons alors choisir les valeurs des sorties pour la position des règles ayant la somme trouvée précédemment maximale ou minimale, suivant le système.

Chaque règle nous a alors fourni une sortie optimale pour obtenir le comportement souhaité.

4 Améliorations

Ce système est basique et pourrait être amélioré.

4.1 Apprentissage

Une amélioration de ce système est qu'il permettrait au système d'apprendre sans avoir à le reprogrammer.

Le système remarque qu'une valeur n'est plus au point ou mesure une nouvelle valeur, il peut ajouter et modifier les valeurs de ses polaires. L'algorithme de décision restant le même quelque soit le nombre de points dans les polaires, le système gagne en précision.

Exemple Pour revenir au voilier, il suffirait que le voilier ait une avarie mineur (déchirement d'une voile par exemple) et son polaire de vitesse ne serait plus le même. Il lui suffirait de refaire des mesures pour réajuster sa polaire de vitesse et avoir un comportement optimisé, tenant compte de l'avarie.