Application de méthodes d'analyse dans le cas d'une interaction minimaliste impliquant humains et agents

Teddy Vallée

▶ **To cite this version:**

Teddy Vallée. Application de méthodes d'analyse dans le cas d'une interaction minimaliste impliquant humains et agents. Système multi-agents [cs.MA]. 2012. dumas-00725339

HAL Id: dumas-00725339

https://dumas.ccsd.cnrs.fr/dumas-00725339

Submitted on 24 Aug 2012

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Rapport de stage en recherche informatique, parcours : Systèmes Informatiques Centrés sur l'Humain
ISTIC - UFR Informatique et électronique - Université de Rennes 1

Encadrants : Pierre De Loor, Alexis Nédélec

Application de méthodes d'analyse dans le cas d'une interaction minimaliste impliquant humains et agents

Teddy Vallée

LabSTICC - CERV - ENIB

Plouzané, le 5 juin 2012

Résumé

Ce rapport de stage, décrit une analyse des interactions d'un humain face à un humain ou des entités virtuelles. Ce travail est basé sur des outils d'analyse de systèmes dynamiques comme les graphiques de points de récurrence, mais aussi sur une analyse qualitative et quantitative de la perception d'un humain en interaction avec des entités. Ce rapport a pour ambition de permettre la compréhension de l'interaction d'un humain lorsqu'il interagit afin de pouvoir améliorer les entités qui peuplent les environnements virtuels. Il offre ainsi des pistes pour le développement d'un agent minimaliste d'interaction.

Mots clés Points de récurrence - Points de croisement de récurrence - Analyse Quantitative de la Récurrence - Environnement vituel - Agent d'interaction - Perception.

Table des matières

1 Introduction **4**

2 Expérience sensori-motrice **5**
2.1 Description 5
2.2 Déroulement de l'expérience 5

3 Les Outils d'analyse **6**
3.1 Reconstruction d'espace de phase 6
3.2 Les points de récurrence 10
3.3 Les croisement de points de récurrence 13
3.4 Analyse Quantitative de la Récurrence 15

4 Analyse du comportement humain **18**
4.1 L'humain comme système dynamique 18
4.1.1 Choix de la série temporelle à générer 19
4.1.2 Les degrés de liberté du système dynamique 21
4.1.3 Le retard de la série temporelle 24
4.2 Points de récurrences 25
4.3 Analyse par croisement de points de récurrence 28
4.4 Conclusion 30

5 Analyse du comportement des algorithmes **30**
5.1 Points de récurrence 30
5.2 Conclusion 31

6 Modèle d'un agent minimaliste d'interaction **32**
6.1 Analyse Quantitative 32
6.2 Analyse Qualitatve 34
6.3 Pistes pour un modèle d'interaction minimaliste 34
6.4 Modélisation d'un agent d'interaction 35

7 Conclusion et perspectives **36**

Appendices **39**

A Script Scilab de reconstruction d'espace de phase **39**

1 Introduction

Dans un environnement virtuel, il est essentiel qu'un utilisateur, face à des entités artificielles, ressente une certaine crédibilité. Les travaux de recherche menés au C.E.R.V. [1] portent plus particulièrement sur la crédibilité des interactions entre un utilisateur et les entités d'un environnement virtuel. Lors d'une interaction, le comportement de l'un influence celui de l'autre, on parle alors de couplage. À terme, l'objectif du C.E.R.V. serait d'obtenir le même couplage entre une entité virtuelle et un humain que celui observé entre deux humains. Afin, de tendre vers cet objectif, nous devons donc étudier le comportement humain en interaction.

Ainsi, nous nous basons sur une expérience sensori-motrice minimaliste basée sur une application graphique. Cette expérience minimaliste permet de prendre un compte peu de variables et tend à maîtriser la complexité de l'analyse.

Durant ce stage, nous avons cherché à analyser l'interaction entre un humain et un programme ainsi qu'entre deux humains afin de définir ce qui les distinguait. L'analyse du comportement humain lors d'une interaction est un challenge en psychologie cognitive, on peut citer [Schockley, 2005] lorsqu'il étudie la coordination de la posture de deux personnes en interaction.

Pour l'étude du comportement humain, de nombreux chercheurs considèrent l'humain comme un système dynamique. Ainsi, nous nous sommes intéressés plus particulièrement aux approches permettant l'analyse de ces systèmes. Nous nous sommes également interessé à l'étude qualitative du ressenti d'un humain en interaction.

Avec les graphiques de points de récurrence [J.-P. Eckmann and Ruelle, 1987], Eckman, mets en avant un outil d'analyse graphique permettant de visualiser les récurrences comportementales d'un système dynamique.

[Marwan and Kurths, 2004], utilisent les croisements de points de récurrence, cette méthode est une extension de la méthode d'Eckman. Elle permet d'obtenir une analyse du couplage entre deux systèmes dynamiques, ainsi que leur synchronisation [Thiel and Nowaczyk, 2001]. Ainsi, nous pourrons observer si les systèmes dynamiques adoptent les mêmes comportements simultanément.

L'ensemble de ces analyses nous a permis d'obtenir des informations à la fois sur le comportement et le couplage d'un humain en interaction, soit avec une machine, soit avec un autre humain. Ainsi, nous avons pu obtenir des pistes pour la création d'entités autonomes capables d'améliorer la crédibilité ressentie par l'humain interagissant avec elles.

Par conséquent, la section 2 de ce mémoire commencera par l'expérience sensori-motrice qui nous à permit d'obtenir les données à analyser. La section 3, portera sur les outils d'analyse permettant la réalisation de cette étude. La

1. Centre Européen de Réalité Virtuelle

section 4 aborde l'analyse du comportement humain en interaction. La section 5 propose une analyse de l'interaction du comportement des algorithmes entre eux afin d'évaluer leur propriétés intrinsèques (sans humain dans la boucle). Enfin, la section 6 proposera des pistes pour un modèle d'interaction minimaliste, qui pourrait répondre aux informations obtenues lors de l'analyse.

2 Expérience sensori-motrice

Pour pouvoir effectuer une analyse sur le comportement humain lors d'une interaction, il nous faut des données. Une expérience, basée sur une application graphique, est mise en place pour permettre de révéler le comportement humain pendant qu'il interagit avec une entité (humaine ou programmée).

2.1 Description

L'application graphique (Figure 1), est développée en C++ et fonctionne sur le principe de client/serveur en réseau local. Ainsi, deux personnes peuvent interagir sur deux ordinateurs différents par le biais du réseau. L'interaction en tant que telle est volontairement simpliste. Chaque utilisateur dispose d'une fenêtre graphique et contrôle une boule dont la position se met simultanément à jour sur l'autre ordinateur.

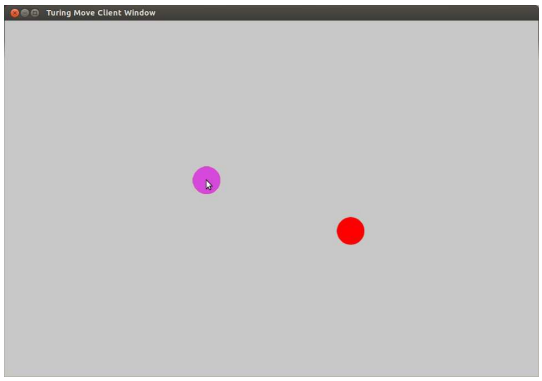


FIGURE 1 – Impression écran d'un utilisateur contrôlant la boule violette en interaction avec un autre humain contrôlant la boule rouge en réseau sur un autre ordinateur.

2.2 Déroulement de l'expérience

L'expérience mise en place, à pour but de révéler le comportement d'un humain en interaction avec un autre humain ou avec une entité programmée. Les entités programmées, sont contrôlées par différents algorithmes :

– 1. Un algorithme suiveur (il suit l'humain).

– 2. Un algorithme inverseur (il suit une symétrie par rapport au milieu de l'écran).
– 3. Un algorithme aléatoire (il adopte des positions aléatoires sur l'écran).
– 4. Un algorithme de zone inverse (si l'humain est à une certaine distance du programme, le programme adopte un comportement de symétrie inverse, sinon il adopte un comportement aléatoire).

L'expérience consistera donc à mettre en interaction un humain avec l'ensemble des algorithmes, puis avec un humain. Pour ce faire, l'humain sera mis en relation avec une entité (humaine, ou programmée), sans connaître sa nature durant 30 secondes et il devra interagir avec. Il n'y a pas d'ordre de passage, les entités sont choisies de manière aléatoire, mais l'humain passe avec l'ensemble de celles-ci. La seule consigne est d'interagir avec l'autre entité.

Chaque session correspondant à une interaction de l'humain avec une entité est enregistrée. Un certain nombre de données quantitatives sont capturées telles que la position en X,Y et la vitesse des deux protagonistes. Ainsi, à la fin de l'expérience, nous aurons suffisamment de données concernant l'interaction humain/algorithme ou humain/humain.

3 Les Outils d'analyse

Cette section permet de découvrir le fonctionnement et la construction des points de récurrence et des croisements de points de récurrence. Ces deux outils d'analyse basent leurs études sur des espaces de phase. Un espace de phase permet de représenter l'évolution des variables d'un système dynamique dans le temps. Cette section permet de montrer qu'on peut reconstruire un espace de phase d'un système dynamique seulement à partir d'une seule de ses variables.

3.1 Reconstruction d'espace de phase

La reconstruction d'espace de phase introduite par Takens en 1981 [Takens, 1981], est une technique qui, à partir d'une variable d'un système dynamique, permet de reconstruire le comportement global de son système d'origine. L'évolution de cette variable dans le temps est appelée série temporelle.

La reconstruction de l'espace de phase permet de révéler les attracteurs du système dynamique. Ce qui est important dans notre cas, c'est que nous n'avons aucune idée des équations qui caractérisent le système dynamique d'un humain en interaction, nous ignorons donc, sa dimension. La technique de Token, nous permet d'observer l'espace de phase du système dynamique caractérisant l'humain sans pour autant connaître ses équations sous-jacentes.

Principe

Le principe de reconstruction d'un espace de phase se base sur le retard de la série temporelle étudiée. On retarde la série temporelle afin de générer des vecteurs de dimensions choisies qui constituerons l'espace de phase reconstruit.

Un m-uplet (1) de l'espace de phase se construit à partir d'une série temporelle x(t), d'un retard τ et d'une dimension m. Il se calcule de la manière suivante :

$$\{x(t), x(t+\tau), x(t+2\tau), \ldots, x(t+(m-1)\tau)\} \tag{1}$$

Construction

Soit la série temporelle suivante : x = {0.0, 0.7, 0.0, 0.3, 0.6, 0.6, 0.8, 0.6, 0.8, 0.0}, nous voulons construire un espace de phase à 4 dimensions à partir de cette série. Pour ce faire, nous fixons le retard τ à 2. Notre espace de phase sera donc constitué de ses quatre points suivants :

$$\begin{aligned} x_1 = &\quad \{x(1), x(1+\tau), x(1+2\tau), x(1+3\tau)\} \\ &\quad \{0.0, 0.0, 0.6, 0.8\} \\ x_2 = &\quad \{x(2), x(2+\tau), x(2+2\tau), x(2+3\tau)\} \\ &\quad \{0.7, 0.3, 0.6, 0.6\} \\ x_3 = &\quad \{x(3), x(3+\tau), x(3+2\tau), x(3+3\tau)\} \\ &\quad \{0.0, 0.6, 0.8, 0.8\} \\ x_4 = &\quad \{x(4), x(4+\tau), x(4+2\tau), x(4+3\tau)\} \\ &\quad \{0.3, 0.6, 0.6, 0.0\} \end{aligned}$$

Reconstruction du Système de Lorenz

Afin d'illustrer la reconstruction d'espace de phase, nous nous basons sur un système bien connu : le système de Lorenz. Ici, nous voulons reconstruire l'espace de phase du système de Lorenz [Lorenz, 1963] à partir d'une de ses variables.

Le système de Lorenz [Lorenz, 1963] est caractérisé par les équations suivantes :

$$\frac{dx(t)}{dt} = \sigma[y(t) - x(t)]. \tag{2}$$

$$\frac{dy(t)}{dt} = \rho x(t) - y(t) - x(t)z(t). \tag{3}$$

$$\frac{dz(t)}{dt} = x(t)y(t) - bz(t). \tag{4}$$

L'objectif est d'obtenir son espace de phase basé sur l'évolution des trois variables x, y et z (Figure 2), à partir d'une seule, en l'occurence x, donc à partir de l'équation (2).

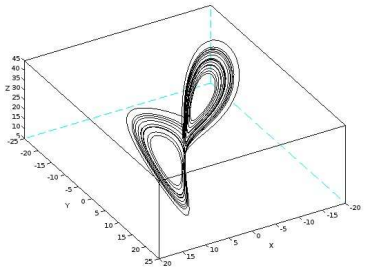


FIGURE 2 – Espace de Phase du système de Lorenz avec $\sigma = 10$, $\rho = 28$ et b = 8/3.

Afin d'automatiser la reconstruction d'espace de phase, nous utilisons le script scilab (Annexe A) qui permet de reconstruire un espace de phase à m-dimension avec un retard τ de n'importe quelle série temporelle.

Pour reconstruire l'espace de phase de Lorenz, nous nous basons sur l'équation (2) du système de Lorenz, afin de générer la série temporelle (Figure 3).

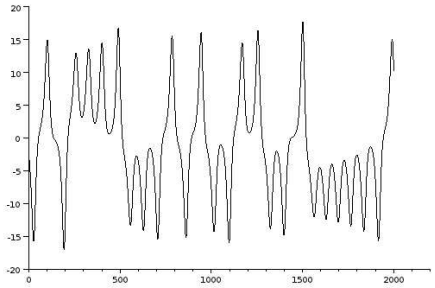
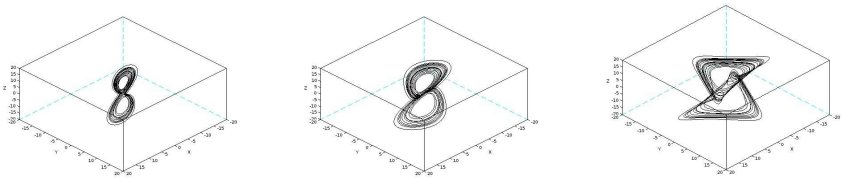


FIGURE 3 – Série temporelle de la variable x issue du système de Lorrenz avec $\sigma = 10$, $\rho = 28$ et b = 8/3.

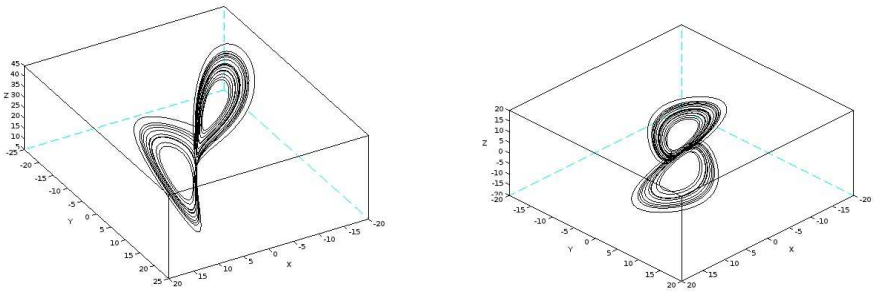
Ce système étant caractérisé par trois équations différentielles, on sait que sa dimension est de 3. Cependant, nous ne savons pas le retard à appliquer pour retrouver ses attracteurs. Nous reconstruisons donc plusieurs espaces de phase avec des retards différents (Figure 4).

Lorsqu'on observe ces différentes reconstructions (Figure 4), on s'aperçoit que deux attracteurs apparaissent. Si on observe l'espace de phase du système de Lorenz (Figure 5.A), et celui reconstruit (Figure 5.B), on remarque qu'en effet, on retrouve le comportement global du système de Lorenz à partir d'une de ses variables.



m = 3, $\tau = 5$ m = 3, $\tau = 10$ m = 3, $\tau = 20$

FIGURE 4 – Reconstruction d'espaces de phase avec différents retards.



A B

FIGURE 5 – A) Espace de phase du système de Lorenz avec $\sigma = 10$, $\rho = 28$ et b = $\frac{8}{3}$. B) Espace de phase du système de Lorenz reconstruit à partir de la variable x de l'espace de phase A. avec une dimension m = 3 et un retard $\tau = 10$.

Les paramètres

La technique de reconstruction d'espace de phase implique deux paramètres à régler. Le premier étant la dimension de l'espace de phase qu'on souhaite générer, le second étant, le retard qu'on souhaite appliquer à la série temporelle.

En ce qui concerne le retard τ, deux méthodes sont utilisées. La première étant de prendre en valeur de retard le premier zéro de la fonction d'auto-corrélation. Cette méthode permet de garantir l'indépendance $x(t)$ et $x(t + \tau)$. La seconde méthode est de prendre comme retard le premier minimum de la fonction, ceci garantie une indépendance plus globale.

Pour définir la dimension à utiliser pour générer l'espace de phase, il n'est pas important de mettre la dimension exacte du système globale, mais plutôt d'avoir suffisamment de dimensions pour que la dynamique du système soit révélée. Enfin, pour les données physiologiques Webber suggère de mettre une dimension comprise entre 10 et 20.

3.2 Les points de récurrence

Nous voulons ici, expliquer le fonctionnement des points de récurrence ainsi que leur construction. Cet outil est utilisé pour étudier divers comportements naturels. Par exemple des comportements de types périodiques (les saisons ou les cycles de Milankovitch [2]) ou encore des cycles irréguliers (ENSO [3]). Ainsi, les points de récurrence dans les travaux d'Eckman [J.-P. Eckmann and Ruelle, 1987], permettent l'étude d'états récurrents, c'est à dire des états proches après un certain temps. Ce type d'états récurrents est une propriété des systèmes dynamiques déterministes et est également typique pour les systèmes non-linéaires et chaotiques.

Principe

Un graphique de points de récurrences, est une matrice binaire NxN représentant les états récurrents d'un espace de phase à m-dimension. Par états récurrents, on entend des états proches (les points de l'espace de phases sont inférieurs à une certaine distance) au bout d'un certain temps. Les cellules de la matrice binaire sont appelées points de récurrence (5). Ceux-ci sont définis de la manière suivante :

$$R_{i,j} = \Theta(\epsilon_i - \|x_i - x_j\|), x_i \in R^m, i, j = 1...N. \tag{5}$$

Avec, i,j les coordonnées du point de récurrence de la matrice R, Θ la fonction Heavyside, ϵ_i la distance qui définie qu'un état est récurrent, m la dimension de l'espace, N le nombre d'états (x_i) de la série temporelle.

La fonction Heavyside $\Theta(t)$ est définie de la manière suivante :

$$\forall x \in R, \Theta(x) = \begin{cases} 0 \text{ si x} < 0 \\ 1 \text{ si x} \geq 0 \end{cases}$$

Exemple de Construction

Considérons un espace de phase à deux dimensions (Figure 6) constitué des points suivants : X : { (-2,0), (-1,2), (0,0), (1,-2), (2,0) }. Nous voulons à partir de ces points générer une matrice de points de récurrence.

La série temporelle étant constituée de 5 points, alors N = 5 et la matrice de points de récurrences à remplir est la suivante :

$$\begin{array}{ccccc} R_{5,1} & \dots & R_{N,j} & \dots & R_{5,5} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ R_{j,1} & \dots & R_{j,j} & \dots & R_{j,5} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ R_{1,1} & \dots & R_{1,j} & \dots & R_{1,5} \end{array}$$

2. Milankovitch (1879 - 1985) est un astronome Serbe qui étudia le cycle de glaciation.
3. El Niño-Southern Oscillation

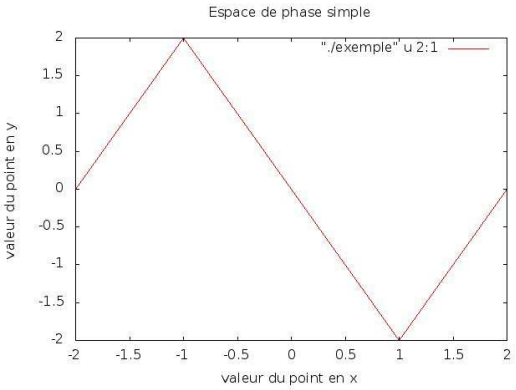


FIGURE 6 – Exemple simple d'un espace de phase à 2 dimensions

Le calcul des points de récurrences se fait comme suit :

$$\begin{aligned} R_{1,1} &= \Theta(2 - \|x_1 - x_1\|) \\ &= \Theta(2 - \|(-2,0) - (-2,0)\|) \\ &= \Theta(2 - \|(0,0)\|) = \Theta(2) = 1 \end{aligned}$$

Remarque Pour tous les $R_{j,j}$, nous aurons $R_{j,j} = \Theta(2) = 1$. Ainsi nous aurons une diagonale égale à 1.

On continue les calculs des $R_{i,j}$ points de récurrences, et on obtient la matrice suivante :

$$\begin{matrix} 0 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{matrix}$$

Pour chacun des points de la matrice égaux à 1, nous aurons en équivalence graphique (Figure 7) un point noir.

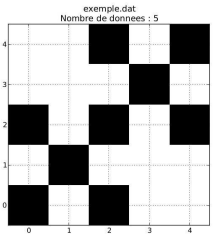
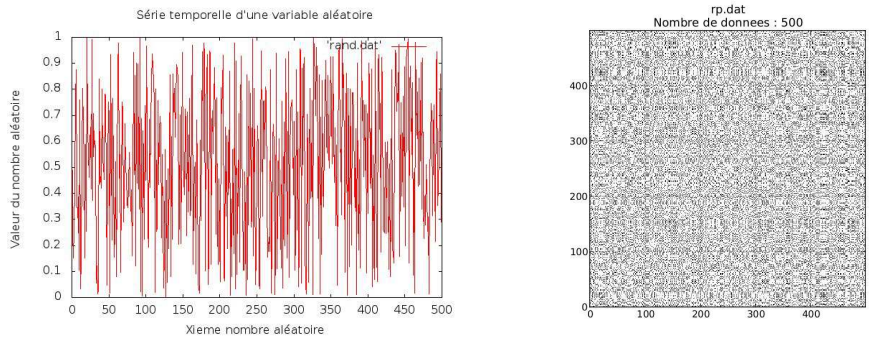


FIGURE 7 – Graphique de points de récurrence généré à partir d'un espace de phase simple.

Interprétation graphique

L'interprétation des points de récurrence se base sur les lignes parallèles du schéma. On peut en observant le schéma obtenir des informations sur la nature du système étudié. Eckman affirme que l'interprétation graphique de points de récurrence est très difficile, mais peut faire apparaître certaines propriétés comme l'homogénéité, typique des systèmes aléatoires, ou encore l'apparition de certain motifs typiques de systèmes périodiques.

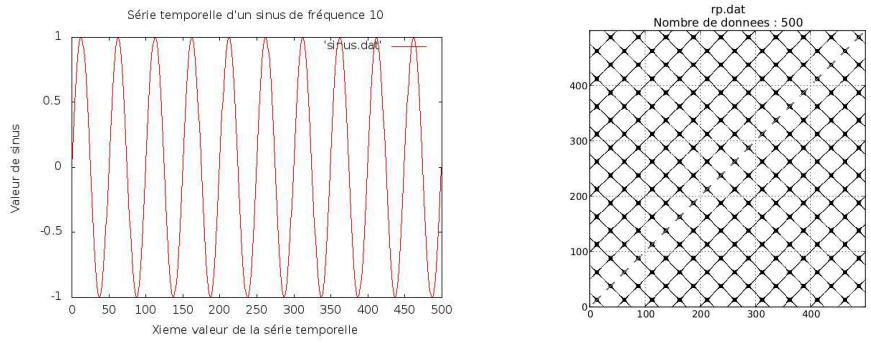
L'homogénéité est caractérisée par des points réparties de façon homogène (Figure 8.B) ce qui implique de la non périodicité.



A B

FIGURE 8 – A) Série temporelle d'une variable aléatoire répartie uniformément entre 0 et 1. B) Points de récurrence de la série temporelle A, avec m = 1, τ = 1 et ϵ = 0.1.

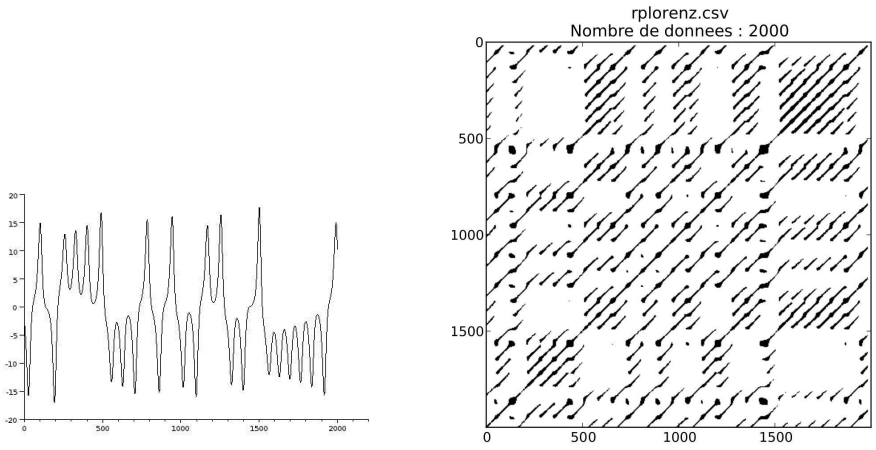
La périodicité est caractérisée par des lignes diagonales parallèles à la diagonale principale (Figure 9.B). L'évolution des états sont similaires à différents moments. Le système pourrait être déterministe.



A B

FIGURE 9 – A) Série temporelle d'un sinus. sin(20πt). B) Points de récurrence de la série temporelle A, avec m = 1, τ = 1 et ϵ = 0.1.

Système de Lorenz Le système de Lorenz (Figure 10), a une composante périodique (les lignes parallèles), Les points isolés indiquent que le système est peut être chaotique, Les motifs (carrés) qui se répètent peuvent être des attracteurs.



A B

FIGURE 10 – A) Série temporelle de la variable x du système de Lorenz générée avec les paramètres $\sigma = 10$, $\rho = 28$ et b = $\frac{8}{3}$. B) Points de récurrence de la série temporelle A, avec m = 3, $\tau = 1$ et $\epsilon = 1$.

3.3 Les croisement de points de récurrence

Les graphiques de croisement de points de récurrence sont des outils graphiques [Marwan and Kurths, 2004] permettant d'observer la synchronisation entre deux systèmes dynamiques de même nature. C'est une extension des points de récurrence.

Principe

Les croisements de points de récurrence sont représentés par une matrice représentant des états partagés par deux systèmes dynamiques. Un graphique de croisement de récurrence permet de visualiser si l'état d'un système dynamiques apparaît simultanément dans un autre système dynamique. Les longueurs des séries temporelles pouvant être différentes, la matrice n'est pas nécessairement carrée.

Un point de croisement de récurrence (6) est calculé à partir des points de deux espaces de phase de dimension m : x_i (i = 1, ..., N_x) et y_j (j = 1, ..., N_y). Nous aurons donc une matrice N_xxN_y. Le calcul d'un point de croisement de récurrence est calculé comme suit :

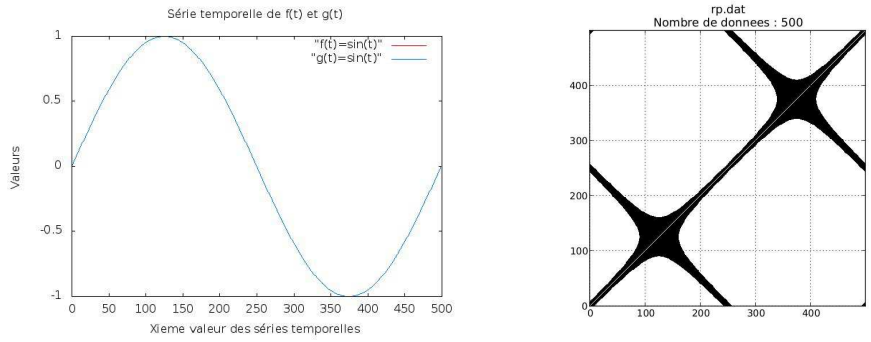
$$CR_{i,j} = \Theta(\epsilon_i - \|x_i - y_j\|), x_i, y_j \in R^m \tag{6}$$

Quelques graphiques

Pour illustrer un graphique de croisement de récurrence, il nous faut deux espaces de phase. Les points de ces espaces de phase sont générés par les fonctions f(t) (7) et g(t) (8) :

$$f(t) = sin(t) \tag{7}$$

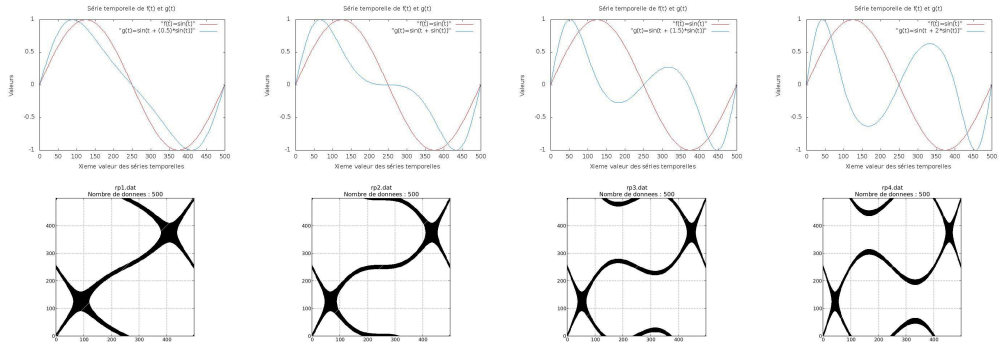
$$g(t) = sin(t + a.sin(t)) \tag{8}$$



A B

FIGURE 11 – A) Représente les fonctions g(t) et f(t) avec a = 0. Ainsi, f(t) = g(t) et sont donc confondus sur cet l'espace de phase. B) Représente le graphique de croisement de récurrence entre f(t) et g(t).

Les graphiques de croisement de récurrence (Figure 12) permettent de montrer l'influence de la synchronisation. En effet, pour a = 0 (Figure 11.B), la ligne diagonale est parfaitement droite, tandis que pour les graphiques avec des valeurs de a différentes (Figure 12) nous observons une distorsions de cette ligne. Elle donne une information sur la synchronisation, plus la ligne est déformée moins les systèmes dynamiques sont synchronisés.



a = 0.5 a = 1 a = 1.5 a = 2

FIGURE 12 – Représente les différents graphiques de croisement de points de récurrences ainsi que les séries temporelles utilisées pour les générer. Les graphiques représentent g(t) et f(t) avec différentes valeurs de a.

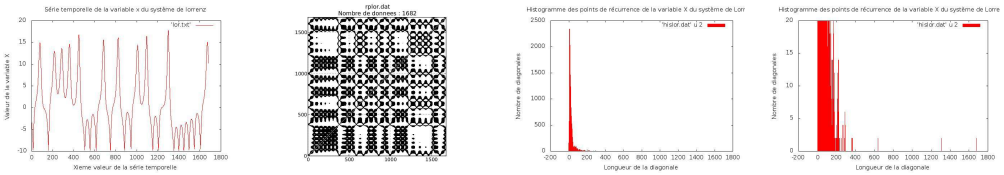
3.4 Analyse Quantitative de la Récurrence

L'analyse Quantitative de la Récurrence (RQA), est une analyse introduite par Zbilut et Webber [Charles L. Webber, 1992]. Cette analyse est constituée de mesures liées aux points de récurrences.

Le principe est d'étudier les matrices de points de récurrences et d'effectuer une analyse statistique sur la fréquence d'apparition de lignes diagonales (et/ou verticales) en fonction de leurs longueurs. Cette analyse nous donne un histogramme, qui sera utilisé pour dégager certaines propriétés mathématiques.

Histogramme

Des exemples d'histogramme (Figure 13.C1,13.C2) sont obtenus en fonction de la fréquence d'apparition des lignes diagonales du schéma de points de récurrence (Figure 13.B).



A B C1 C2

FIGURE 13 – A) Représente la série temporelle de la variable X du système de Lorenz avec pour paramètres $\sigma = 10$, $\rho = 28$ et b = $\frac{8}{3}$. B) Représente le graphique de points de récurrence de la série temporelle A construite avec m = 1, $\tau = 1$ et $\epsilon = 5$. C1) Représente l'histogramme de la fréquence d'apparition des lignes parallèles à la ligne diagonale. C2) Représente l'histogramme C1 avec une échelle différente.

Analyse Quantitative de la Récurrence

Un certain nombre de propriétés peuvent être révélées à partir de l'histogramme et des points de récurrences.

Taux de récurrence Le taux de récurrence (9), représente la densité des points de récurrences dans la matrice. Il mesure la probabilité d'apparition d'un point de récurrence. N représente le nombre d'états considérés et i,j les coordonnées des points de récurrences de la matrice NxN.

$$RR = \frac{1}{N^2} \sum_{i,j=1}^{N} R_{i,j}, \tag{9}$$

Déterminisme Le déterminisme (10), mesure le pourcentage de points de récurrences qui forment des lignes diagonales. Cette mesure est un indicateur de la prédictibilité du système dynamique. En effet, une matrice de bruit aurait beaucoup de points isolés et très peu de diagonales, tandis qu'un système déterministe aurait plus de longues diagonales et peu de points isolés. N représente le nombre de points considérés, l la longueur de la ligne diagonale, et P(l) la fréquence d'apparition des lignes de longueurs l dans le graphique de points de récurrences.

$$DET = \frac{\sum_{l=lmin}^{N} lP(l)}{\sum_{l=1}^{N} lP(l)} \tag{10}$$

Laminarité La laminarité (11), mesure le pourcentage de points formant des lignes verticales. Ils indiquent le pourcentage d'états qui ne bougent pas ou très peu pendant un certain temps. Dans cette équation, v représente la longueur de la ligne verticale, et P(v) la fréquence d'apparition de la ligne verticale de longueur v.

$$LAM = \frac{\sum_{v=vmin}^{N} vP(v)}{\sum_{v=1}^{N} vP(v)} \tag{11}$$

Le Ratio Le Ratio (12), permet de mesurer le ratio entre DET et RR. N représente le nombre de points considérés, l la longueur de la ligne diagonale, et P(l) la fréquence d'apparition des lignes diagonales de longueurs l dans le graphique de points de récurrences.

$$RATIO = N^2 \frac{\sum_{l=lmin}^{N} lP(l)}{(\sum_{l=1}^{N} lP(l))^2} \tag{12}$$

La longueur moyenne des lignes diagonales La longueur moyenne des lignes diagonales est mesurée avec l'équation (13). N représente le nombre de points considérés, l la longueur de la ligne diagonale, et P(l) la fréquence d'apparition des lignes de longueurs l dans le graphique de points de récurrences.

$$L = \frac{\sum_{l=lmin}^{N} lP(l)}{\sum_{l=lmin}^{N} P(l)} \tag{13}$$

La longueur moyenne des lignes verticales La longueur moyenne des lignes verticales est mesurée avec l'équation (14). Dans cette équation, v représente la longueur de la ligne vertical, et P(v) la fréquence d'apparition de ligne verticale de longueur v.

$$TT = \frac{\sum_{v=vmin}^{N} vP(v)}{\sum_{v=vmin}^{N} P(v)} \tag{14}$$

L max La longueur de la plus grande ligne diagonale (15), est liée à la prédictibilité du système. Elle représente les segments de l'espace de phase qui sont parallèles, ainsi elles peuvent donner une information sur la divergence comportementale des trajectoires. N représente le nombre de points considérés.

$$L_{max} = max(\{l_i; i = 1 \dots N_l\}) \tag{15}$$

V max La longueur de la plus grande ligne verticale (16), est liée à la laminarité du système.

$$V_{max} = max(\{v_i; i = 1 \dots N_v\}) \tag{16}$$

Divergence La divergence (17) est l'inverse de L_{max}, elle donne une information sur la divergence comportemental des trajectoires de l'espace de phase étudié.

$$DIV = \frac{1}{L_{max}} \tag{17}$$

L'entropie L'entropie de Shannon (18), reflète la complexité de la structure déterministe du système. Elle est très sensible et peut être différente sur plusieurs simulations du même système. N représente le nombre de points considérés, l la longueur de la ligne diagonal, p(l) (19) la probabilité que la diagonale soit exactement égale à l, P(l) la fréquence d'apparition des lignes diagonales de longueurs l dans le graphique de points de récurrences.

$$ENTR = -\sum_{l=lmin}^{N} p(l) ln p(l) \tag{18}$$

La probabilité p(l) (19), correspond à la probabilité que la diagonale soit exactement égale à la longueur l. Cette probabilité est estimée à partir de la fréquence d'apparition des lignes diagonales. N représente le nombre de points considérés, et P(l) la fréquence d'apparition des lignes diagonales de longueurs l dans le graphique de points de récurrences.

$$p(l) = \frac{P(l)}{\sum_{l=lmin}^{N} P(l)} \tag{19}$$

4 Analyse du comportement humain

L'expérience sensori-motrice réalisée dans la section 2, nous permet d'obtenir la matière pour étudier la dynamique comportemental d'un humain face à un programme.

4.1 L'humain comme système dynamique

Une partie importante du travail a été d'utiliser les méthodes d'analyse présentées précédemment pour étudier le couplage ainsi que la récurrence comportementale entre humains et entre humains et machines. Ceci nous amène donc à considérer cette interaction comme modélisable à l'aide d'un système dynamique dont on ne connaît ni les équations, ni la dimension. Il s'agit d'une hypothèse de travail utilisée par de nombreux chercheurs en psychologie cognitive (Waren, Schockley). L'intérêt des méthodes précédentes est qu'elles peuvent être utilisées dans un tel cas. En effet, lors des expérimentations présentées section 2, nous avons enregistré les traces des mouvements des agents (position en X,Y et vitesse) qui constituent des variables pouvant faire l'objet de l'analyse.

La démarche de reconstruction (Figure 14) illustre la manière utilisée pour reconstruire l'espace de phase d'un humain.

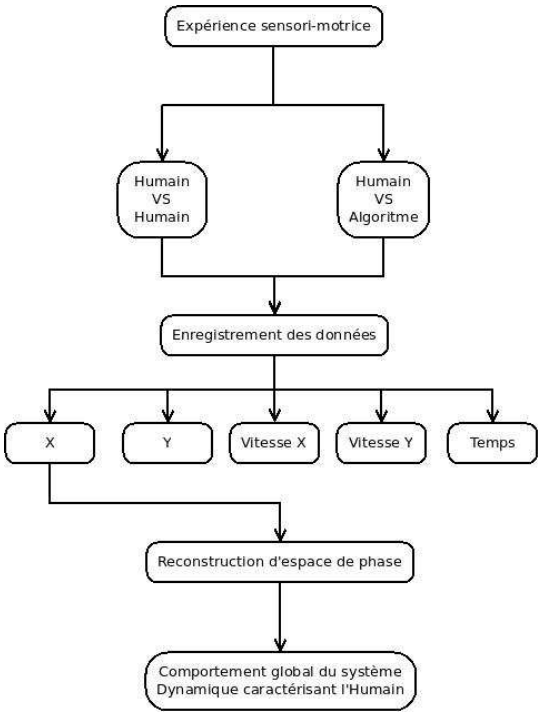


FIGURE 14 – Schéma récapitulatif de la démarche de reconstruction du système dynamique de l'humain

La reconstruction d'espace de phase, impose de choisir deux paramètres : le retard appliqué à la série temporelle et la dimension (les degrés de liberté) qu'on suppose sur le système global. Mais avant, nous devons choisir la variable qui sera utilisée pour générer ce système dynamique.

4.1.1 Choix de la série temporelle à générer

Pour caractériser le comportement dynamique de l'humain, nous devons reconstruire son espace de phase. La reconstruction d'espace de phase se fait à l'aide d'une variable du système dynamique, en l'occurence une variable enregistrée lors de l'expérience sensori-motrice. Le choix de cette variable n'as pas vraiment d'importance pourvus qu'elle soit une variable du système dynamique qu'on souhaite étudier.

Cependant, afin d'être sûr que cette série temporelle n'aura pas d'influence sur la reconstruction du comportement global de l'humain, nous effectuons différents graphiques de points de récurrence (Figure 15) avec des variables enregistrées différentes. Ici, ces graphiques représentent les interactions avec un humain.

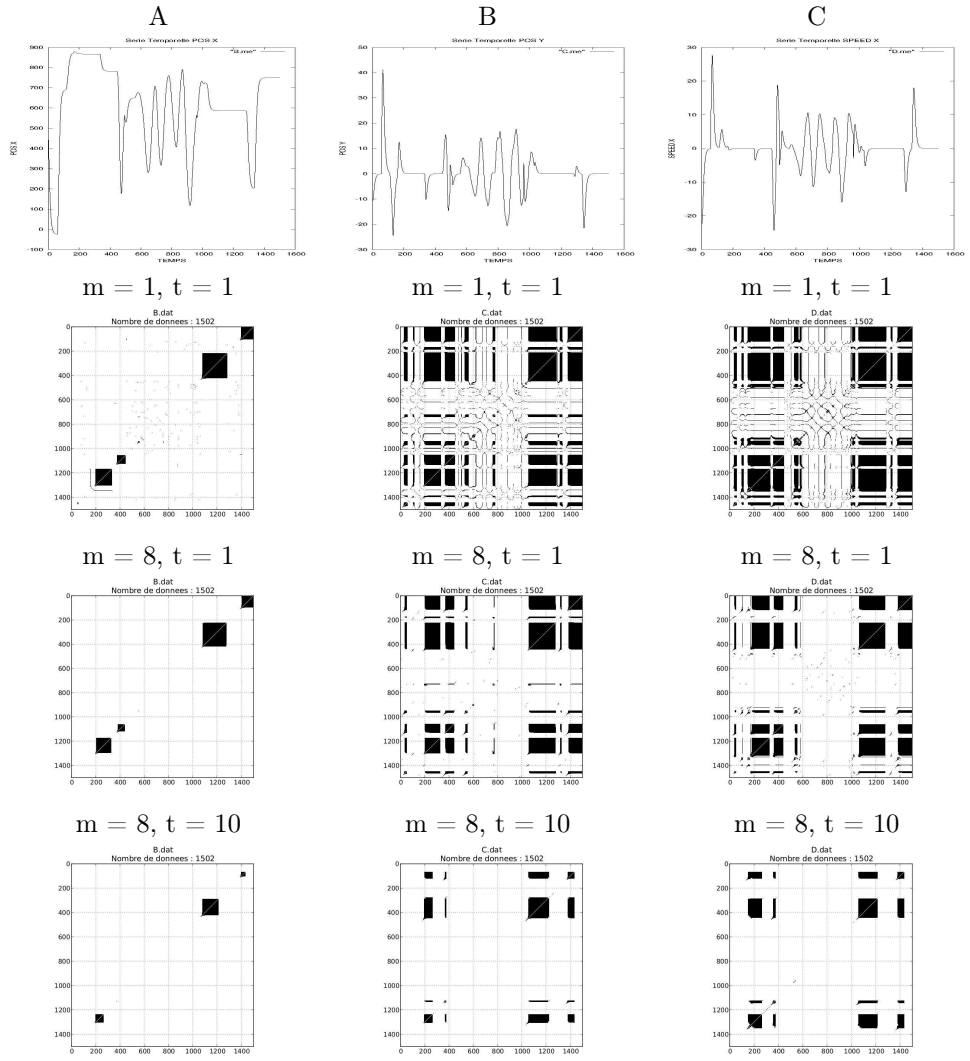


FIGURE 15 – A) Représente la colonne des points de récurrence construite avec la position de l'humain en X. B) Représente la colonne des graphiques de points de récurrence construit avec la position en Y. Enfin, la colonne C représente les graphiques de points de récurrence construit avec la vitesse en X.

Dans un premier temps, on peut observer que les schémas pour lesquels les dimensions sont faibles, nous apportent des graphiques très différents. Cette observation est peut être due au fait que le système qu'on étudie n'est pas un système dynamique à une dimension. En effet, on peut facilement imaginer qu'un système dynamique modélisant un humain est sans doute plus complexe qu'un système dynamique à une dimension.

Cependant, lorsqu'on augmente les dimensions de l'espace de phase, ainsi que le retard, nous obtenons des graphiques avec des similitudes. En effet, nous retrouvons le même type de récurrence sur la diagonale de chaque graphique. La série temporelle utilisée pour générer la reconstruction d'espace de phase n'a pas d'importance, du moment que la variable fait partie du système dynamique étudié.

Dans la suite de l'étude, nous utiliserons la position en X de l'humain pour effectuer la reconstruction du système dynamique modélisant l'humain.

4.1.2 Les degrés de liberté du système dynamique

La variable X correspondant à la position en x de l'humain sera utilisée pour générer le système dynamique modélisant le comportement humain. Cependant, il reste à déterminer la dimension qu'on suppose pour ce système ainsi que le retard à appliquer sur la série temporelle afin d'obtenir le comportement global de ce dit système.

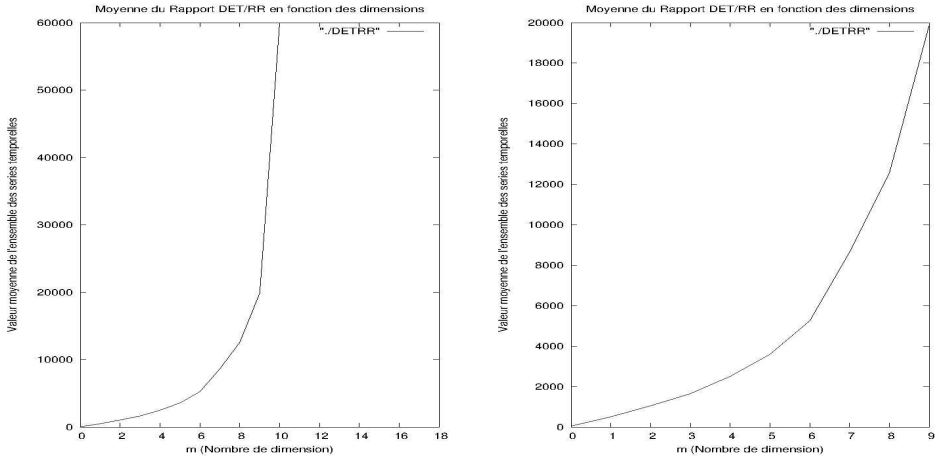
Schockley, dans ses travaux sur la posture de deux humains en interaction [Schockley, 2005], base les degrés de liberté de son système dynamique à 8.

Weber, conseil d'utiliser une dimension comprise entre 10 et 20 pour les données physiologiques. Il conseil également d'effectuer des simulations en partant de la dimension la plus grande. En effet, l'enjeu du choix du degré de liberté est qu'il faut qu'il y ait suffisamment de dimensions pour révéler la dynamique du système qu'on souhaite reconstruire. Par exemple, si on reconstruit le système de Lorenz avec une dimension, alors qu'il en a trois, la dynamique de ce système (ses attracteurs) risque grandement de ne pas être retrouvée.

Pour orienter le choix de dimension, une analyse RQA sur l'ensemble des simulations, au nombre de (26) de l'expérience sensori-motrice, a été réalisées. L'analyse RQA, permet d'éliminer les dimensions qui ne permettent pas de révéler le comportement dynamique du système.

La génération des analyses RQA sur l'ensemble des données, est générée avec une dimension variant de 0 à 20 ($m \in [0 \dots 20]$), ainsi qu'un retard τ et une distance ϵ égale à 1 pour simplifier l'analyse. On se concentre seulement sur la dimension du système générée.

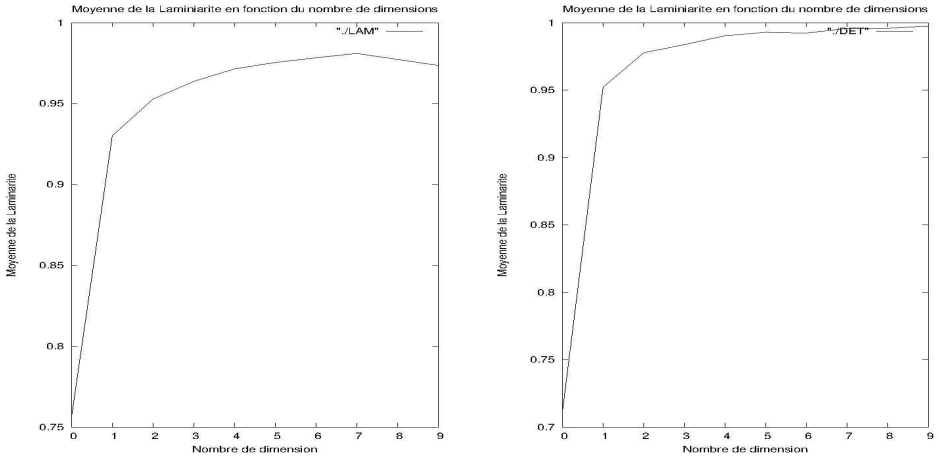
Le modèle mathématique qui modélisera notre humain est un système dynamique, c'est à dire qu'il a une composante déterministe. Le calcul du rapport entre le déterminisme et la probabilité de récurrence (Figure 16), nous montre que si la dimension m excède 10, le rapport entre le déterminisme et la probabilité de récurrence augmente très rapidement, et que donc l'analyse sera peu exploitable. La recherche de dimensions pour reconstruire notre système dynamique sera donc entre 1 et 10.



(A) (B)

FIGURE 16 – Représente le ratio moyen, soit le rapport moyen entre le déterminisme et la probabilité de récurrence de l'ensemble des simulations en fonction de la dimension du système supposé. A) Représente le ratio pour m variant de 0 à 20. B) Représente le rapport en fonction des dimensions variant entre 0 et 10.

Le déterminisme moyen de l'ensemble des simulations en fonction de m (Figure 17.B), nous montre que plus on augmente, les dimensions, plus le système dynamique tend à être déterministe. On remarque qu'une dimension entre 4 et 9 correspond à une bonne dimension. La laminarité moyenne du système en fonction des dimensions (Figure 17.A), nous montre que le système adopte une laminirité plus grande pour la dimension de 7. Si on suppose que l'humain adopte certains comportements, on estime qu'il conserve ce type de comportement durant un certain temps. La conservation d'un comportement passe par une faible variation de son comportement et se répercute par une laminarité élevée. Les dimensions 6 et 7 semblent correspondent à la dimension qu'on recherche.



(A) (B)

FIGURE 17 – Légende : (A) : représente la laminarité moyenne du système en fonction de la dimension, c'est à dire les états stationnaires du système. (B) : représente le déterminisme du système, la prédictibilité.

L'essentiel n'est pas de trouver la dimension exacte du système dynamique qu'on souhaite reconstruire, mais plutôt, qu'il y ait suffisamment de degrés de liberté (de dimensions) pour révéler le comportement dynamique de l'humain. La dimension de 7 sera utilisée pour effectuer l'analyse, car elle représente la plus grande des dimensions nous permettant d'analyser le comportement humain. On retrouve cette valeur, sur le rapport moyen entre le déterminisme et la laminiraté (Figure 18). De plus, cette valeur semble cohérente avec la dimension de Schockley, dans ses travaux sur la posture humaine lors d'une interaction[Schockley, 2005].

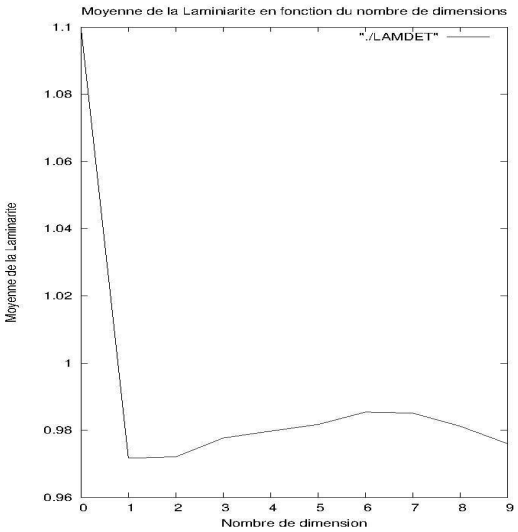


FIGURE 18 – Représente le rapport moyen entre la laminarité et le déterminisme de l'ensemble des simulations en fonction de la dimension du système dynamique supposé.

4.1.3 Le retard de la série temporelle

La série temporelle (position en x) ainsi que la dimension (m = 7) sont fixées. Il nous reste plus qu'à trouver le retard (τ) à appliquer à la série temporelle afin de pouvoir reconstruire le comportement global du système dynamique modélisant l'humain en interaction.

Afin d'orienter le choix du retard à générer, une analyse RQA a été réalisée sur l'ensemble des simulations effectuées via l'expérience sensori-motrice. L'analyse est effectuée à l'aide de la série temporelle en x de l'utilisateur ainsi que la dimension, la distance (ϵ) est mise à 1 pour simplifier les calculs.

L'humain adopte un comportement qui n'est pas aléatoire, qui suit une certain logique. Ainsi, notre système dynamique qui caractérise l'humain aura tendance à obtenir des lignes diagonales, plutôt que des points isolés (caractéristique des systèmes dynamiques aléatoires). L'étude de la moyenne des lignes maximales diagonales (Figure 19), nous montre que les systèmes dynamiques reconstruits à l'aide d'un retard ($\tau = 4$), apportent des lignes diagonales plus grandes. Ceci constitue une piste pour le choix de notre retard.

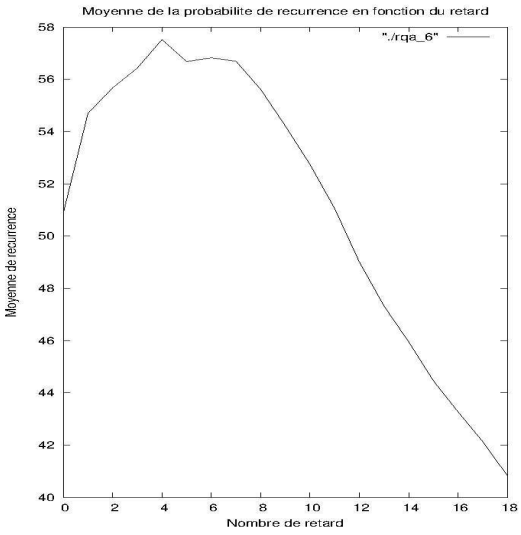


FIGURE 19 – Représente la longueur maximal en moyenne sur l'ensemble des simulations.

Nous avons vu que le choix de la série temporelle n'est pas très important pourvu qu'elle soit générée par une variable du système dynamique qu'on suppose. Nous avons donc choisi la position en X de l'utilisateur.

La dimension doit à la fois être suffisamment grande pour laisser apparaître la dynamique du système qu'on étudie. Nous avons choisi en se basant sur le rapport entre probabilité de récurrence et déterminisme la dimension 7.

Pour le retard à appliquer, nous nous sommes basés sur la longueur moyenne maximale des différentes simulations. Nous avons choisi le meilleur score correspondant à un retard de 4. Les paramètres qui seront utilisés pour la reconstruction de notre système dynamique modélisant l'humain dans l'interaction seront ($m = 3$, $\tau = 5$) appliqués à la série temporelle correspondant à la position en x de notre humain.

4.2 Points de récurrences

Grâce à la section 3, nous avons pu reconstruire le comportement global de l'humain avec la reconstruction d'espace de phase. Cette étape permet de générer un espace de phase et d'effectuer l'analyse par points de récurrence. La génération de points de récurrence est effectuée à l'aide d'un outils en ligne de commande. On rappelle, qu'on souhaite obtenir des informations sur la dynamique de l'humain en interaction quelle soit avec un autre humain ou un algorithme.

L'analyse par points de récurrence [J.-P. Eckmann and Ruelle, 1987], permet de mettre en avant la récurrence comportementale d'un système dynamique à

l'aide de son espace de phase. L'espace de phase du système dynamique représentant l'humain étant reconstruit, cet outil permet de visualiser la récurrence comportementale de notre humain en interaction.

Notre système dynamique représentant le comportement humain à été reconstruit dans la partie précédente, avec les paramètres m = 7, $\tau = 4$ via la série temporelle correspondant à la position en x du l'humain en interaction.

Afin de déterminer si deux points sont récurrents, il faut définir la distance (ϵ) pour laquelle on considère que deux points sont récurrents. Autrement dit, si la distance entre x_{100} et x_{50} est inférieur à ϵ alors, on considère que les points sont récurrents. La distance pour laquelle on considère que deux points sont proches est fixée à 50, ce paramètre est fixé de manière arbitraire. En effet, les distances inférieurs à 30 ne captaient pas beaucoup de points tandis que des distances trop grandes en captaient beaucoup trop, le choix d'une distance de 50 semble être un bon compromis. Ce paramètre n'a pas de réel enjeu sur l'analyse du système, il influence la netteté du graphique, plus la distance sera grande, plus les points de récurrence seront captés.

Analyse graphique

L'interprétation des graphiques de points de récurrence est très complexe à analyser pour des systèmes dynamiques complexes comme celui ci.

Différents graphiques (Figure 20) montrent la récurrence comportementale d'un humain en interaction avec des algorithmes, ainsi qu'avec des humains. Les différents algorithmes utilisés sont :

- 1. Un algorithme suiveur (il suit l'humain).
- 2. Un algorithme inverseur (il suit une symétrie par rapport au milieu de l'écran).
- 3. Un algorithme aléatoire (il adopte des positions aléatoires sur l'écran).
- 4. Un algorithme de zone inverse (si l'humain est à une certaine distance du programme, le programme adopte un comportement de symétrie inverse, sinon il adopte un comportement aléatoire).

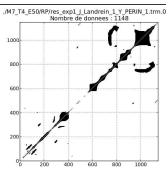
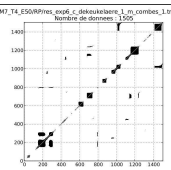
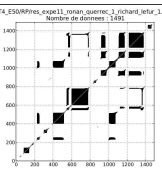
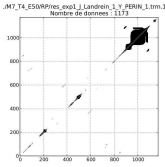
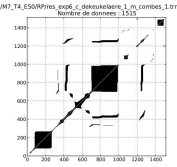
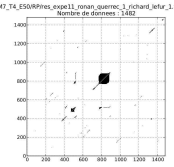
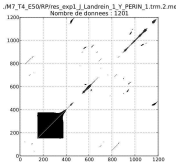
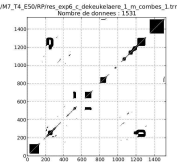
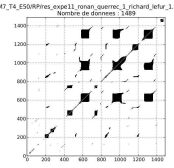
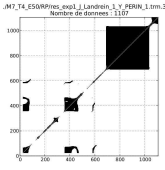
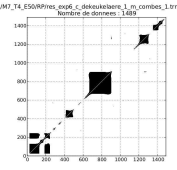
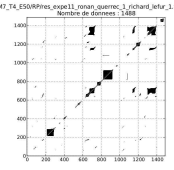
	A	B	C
Humain/A1			
Humain/A2			
Humain/A3			
Humain/Humain			

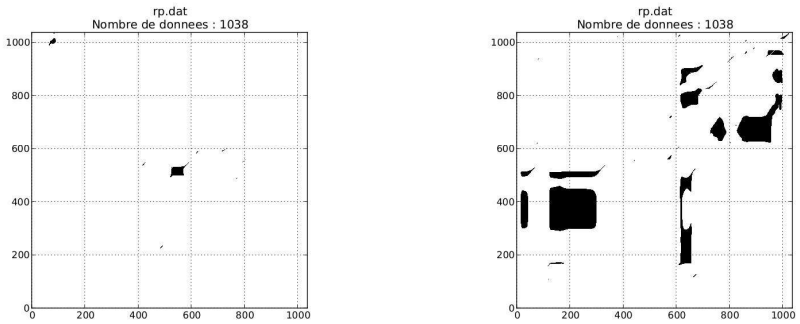
FIGURE 20 – Différents graphiques par points de récurrence du comportement humain en interaction avec respectivement l'algorithme suiveur, l'algorithme aléatoire, l'algorithme inverseur et enfin un autre humain. Ces graphiques sont générés avec les paramètres m = 7, $\tau = 4$ et $\epsilon = 50$ sur la série temporelle de la position en X de l'humain.

L'interprétation graphique étant très difficile, on peut tout de même souligner que l'humain, a tendance à avoir moins de comportements récurrents lorsqu'il est en interaction avec un humain que lorsqu'il l'est avec un algorithme. Cette tendance pourrait s'expliquer par le fait que lorsqu'un humain interagit avec un algorithme, tel que l'algorithme suiveur ou inverseur, il comprend la logique de l'autre entité, se lasse et adopte un comportement simple durant une période plus importante. Lorsqu'il est en interaction avec un algorithme aléatoire, l'humain se lasse moins, au contraire, il adopte de nouveaux comportements ce qui pourrait expliquer la diminution de comportements récurrents.

De manière graphique, nous avons pu voir la récurrence comportemental d'un humain en interaction. Cependant, nous ne savons pas si l'humain et l'entité adoptent les mêmes comportements de façon simultanée.

4.3 Analyse par croisement de points de récurrence

Nous avons observé la récurrence comportementale d'un humain en interaction avec une entité humaine ou programmée. Nous voulons ici, observer si un humain en interaction avec un autre humain adopte les mêmes comportements de façon simultanée (Figure 21).



A B

FIGURE 21 – A) Graphique de croisement de points de récurrence d'humains ne se synchronisant quasiment jamais. B) Graphique de croisement de points de récurrence d'humains se synchronisant plus souvent.

L'analyse par croisement de points de récurrence, nous permettant d'obtenir des informations sur la synchronisation d'un humain avec un autre humain ne donne pas de résultats très intéressants.

En effet, on constate que les graphiques des croisements de points de récurrence d'un humain contre un autre humain sont très variables. Certains humains se synchronisent (ils adoptent par moment des comportements communs) (Figure 21.B), et d'autres ne se synchronisent quasiment jamais (Figure 21.A). Ainsi, l'analyse par croisement de points de récurrence est très relative et ne nous permettra pas de conclure à terme si notre agent est proche d'un humain ou non en terme de couplage.

Nous avons vu que l'analyse par graphique de points de récurrence à l'œil nu est difficile, et que l'analyse par croisements de points de récurrence ne nous donne pas d'informations ne permettant pas d'obtenir des caractéristiques sur le couplage d'un humain contre un humain. L'analyse quantitative de la récurrence (RQA) permet d'interpréter de façon automatique les graphiques de points de récurrence, c'est pourquoi nous nous intéressons à cette analyse.

Analyse RQA

L'analyse RQA nous permet de mettre en avant des propriétés non visibles à l'oeil nu. Elle nous permet de dégager des informations sur le système dynamique

supposé. L'idée est de pouvoir distinguer le comportement d'un humain face à un algorithme ou un humain.

Le rapport moyen entre le déterminisme et la probabilité de récurrence, entre un humain en interaction avec un humain (Figure 22) et avec chacun des algorithmes (Figure 26) nous donne des résultats qui tendent à les différencier.

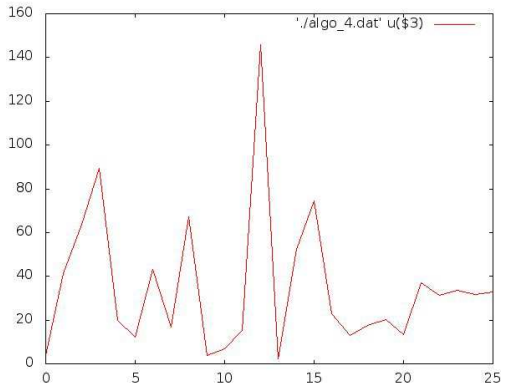
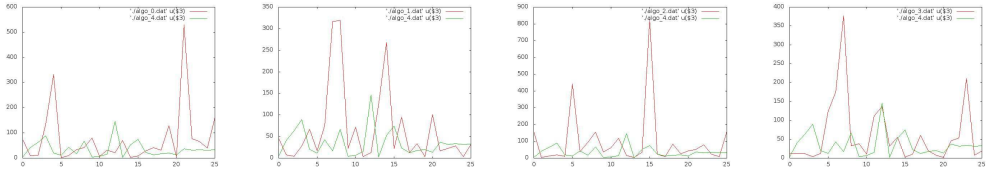


FIGURE 22 – Rapport moyen du déterminisme et de la probabilité de récurrence entre deux humains, moyenne de ce rapport : 35.012

En effet, le rapport moyen entre le déterminisme et la probabilité de récurrence d'un humain contre un humain est de 35.012, tandis que La moyenne la plus basse d'un humain en interaction avec un algorithme est de 60.954.

Dans une interaction, les deux protagonistes s'influencent, ainsi, en observant le comportement de l'humain on pourrait obtenir des informations sur la nature de l'entité avec laquelle il interagit. Ici, en observant le rapport moyen entre le déterminisme et la probabilité de récurrence, on peut sensiblement détecter qu'un humain est en interaction avec un humain ou avec un algorithme.



A	B	C	D
Moyenne = 76.126	Moyenne = 67.414	Moyenne = 97.360	Moyenne = 60.954

FIGURE 23 – Rapport moyen entre le déterminisme et la probabilité de récurrence entre un humain et respectivement chacun des algorithmes. A) Algorithme suiveur B) Algorithme aléatoire C) Algorithme inverseur D) Algorithme combinant inversion et aléatoire.

4.4 Conclusion

L'étude du comportement humain par analyse graphique des points de récurrence n'a pas donné de résultats très concluant. En effet, cette analyse reste très difficilement interprétable. En revanche l'analyse RQA nous a permis de conclure qu'en moyenne le rapport entre le déterminisme et la probabilité de récurrence est bas lorsque deux humains sont en interaction et au contraire plus importante lorsque l'humain est en interaction avec un algorithme.

De plus, cette partie nous a permis de dire que l'algorithme qui se rapproche le plus de celui d'un humain est celui qui combine le comportement aléatoire et inverse. En effet, c'est l'algorithme qui adopte un rapport entre le déterminisme et la probabilité de récurrence plus bas.

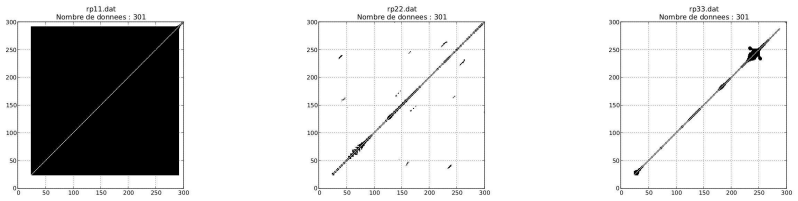
Cette partie, nous a montré le comportement d'un humain lorsqu'il interagit avec un algorithme ou avec un autre humain. En observant le comportement de l'humain, on peut obtenir des informations sur la nature de l'entité avec qui il interagit. Si on observe un algorithme en interaction avec un autre algorithme, on peut également dire s'il se rapproche d'un comportement humain en interaction ou pas.

5 Analyse du comportement des algorithmes

Nous avons vu l'étude des comportements humains face à des algorithmes ou des humains. Ici, on étudie le comportement des algorithmes en interaction avec eux mêmes. Cette étude permet de comparer les comportements humains des algorithmes lorsqu'ils sont en interaction.

5.1 Points de récurrence

On constate que lorsque les algorithmes son en interaction avec eux mêmes, ils adoptent soit un comportement complètement récurrent (Figure 24.A), soit un comportement complètement aléatoire (Figure 24.B 24.C)



A B C

FIGURE 24 – A) Représente le graphique par points de récurrence de l'algorithme inverse contre lui même B) Représente le graphique de points de récurrence d'un algorithme aléatoire contre lui même. C) Représente le graphique de points de récurrence d'un algorithme qui combinant aléatoire et inversion lorsqu'il est en interaction avec le même type d'algorithme.

Or, si on observe le comportement d'un humain face à un autre humain, il a un comportement qui peut se placer entre l'aléatoire et le complètement récurrent (Figure 25).

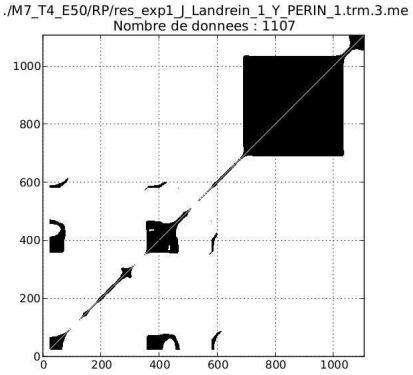
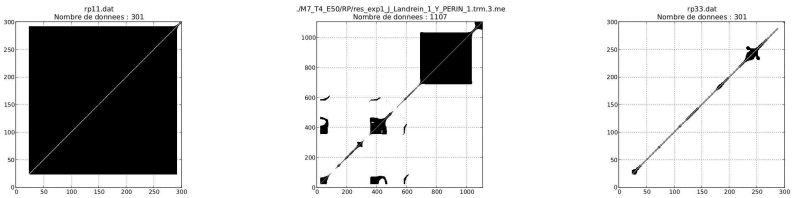


FIGURE 25 – Graphique de points de récurrence d'un humain contre un humain construit avec les paramètres m = 7, $\tau = 4$ et $\epsilon = 50$

5.2 Conclusion

Dans l'étude de la récurrence des algorithmes entre eux, on constate que les agents utilisés sont soit très récurrents (Figure 26.A) soit pas du tout (Figure 26.C). Afin de modéliser l'humain en interaction, il faut qu'on trouve un compromis. En effet, un humain en interaction (Figure 26.B) semble être un mélange des deux, il adopte à la fois des comportements récurrents, et à la fois des comportements pseudo-aléatoires. De plus la section 4, nous montre que l'algorithme qui se rapproche le plus d'un humain en terme d'analyse RQA est l'algorithme qui combine aléatoire et inversion. Or cette analyse entre algorithmes, nous indique que la combinaison de ces deux comportements n'est pas suffisante. Ainsi, il faut que notre agent lorsqu'il est en interaction contre lui même, adopte un comportement entre l'aléatoire et le complètement récurrent. Il doit à la fois suivre sont propre but, tout en étant attentif à l'autre. Ce type de comportement peut être obtenu avec un modèle évolutif.



A B C

FIGURE 26 – A) Algorithme suiveur contre lui même son taux de déterminisme est de (0.99). B) Représente le graphique de points de récurrence d'un humain contre un humain. C) Représente le graphique de points de récurrence d'un algorithme aléatoire contre un algorithme aléatoire, son taux de déterminisme est de 0.05.

6 Modèle d'un agent minimaliste d'interaction

L'analyse par points de récurrence, nous a permis d'obtenir des informations sur la récurrence comportemental d'une interaction impliquant l'humain.

Cependant, même si ce type d'analyse permet de classer, d'identifier ou de comparer des interactions, il n'est pas assez fin pour pouvoir les reproduire de façon crédible. C'est pourquoi nous avons également mis en place une expérimentation permettant de révéler les critères subjectifs et qualitatifs de la perception d'un humain face à une entité.

Cette expérimentation se rapproche de la notion de test de Turing mais dans une perspective sensori-motrice. Ainsi, on met un certain nombre de personnes en interaction avec différents programmes et un humain. Puis on demande à chacun d'évaluer sur une échelle de Likert (de 0 à 10) si l'entité est humaine ou non. Ainsi, plus on se rapproche de 0 plus les humains pensent que c'est un algorithme, et plus on se rapproche de 10 plus ils pensent que c'est un humain. L'expérience a été réalisé sur 16 simulations impliquant un humain et chacun des algorithmes. Cette expérience constitue un test prospectif et sans doute non significatif statistiquement mais nous permet d'obtenir des tendances sur la perception d'un humain en interactio.

L'ensemble de toutes ces analyses permettra de donner des pistes pour la création d'un agent d'interaction minimaliste.

6.1 Analyse Quantitative

Lorsqu'on observe les algorithmes avec qu'un seul comportement, les personnes détectent facilement que c'est un programme. En effet, l'algorithme Suiveur (Figure 27.A) et l'algorithme Inverse (Figure 27.B) ont tous deux des moyennes très basses (< 1). De plus, leur variance est également faible, ceci indique qu'il y a peu d'écart avec la moyenne de 0.13 et que donc ils sont détectés très facilement.

Lorque l'algorithme est purement aléatoire (Figure 27.C), les personnes détectent en moyenne que c'est un programme, il obtient un score (< 3). De plus, l'aléatoire peut être caractérisé par un seul comportement (le comportement aléatoire), alors l'humain détecte que c'est un programme. Néanmoins, la variance est plus importante, qu'avec les algorithmes précédents, ceci pourrait indiquer qu'il est plus difficile pour un humain de détecter que c'est un programme, par rapport au précédent.

Lorsque l'algorithme est une combinaison d'aléatoires et de symétries inverses (Figure 27.D), les personnes détectent en moyenne que c'est un programme, il obtient un score (< 4). Cependant, la variance est de 15.54 ce qui indique qu'il est encore plus difficile pour un humain de détecter que c'est un programme. En effet, l'algorithme aléatoire est plus facilement détecté et l'algorithme inverse encore plus facilement. Mais une combinaison des deux, à certainement l'effet, de surprise (aléatoire) et de communication (comportement inverse, qui implique une synchronisation avec l'autre). Ainsi, cet algorithme par rapport aux autres est celui qui se rapproche le plus de celui d'un humain. Ce ressenti humain confirme les conclusions de la section 4 qui indique que l'algorithme qui se rapproche le plus d'un humain en terme d'analyse RQA est celui qui combine aléatoire et inversion.

Algo 1 Suivre	
Moyenne	0.13
Variance	0.61

A

Algo 2 Inversion	
Moyenne	0.04
Variance	0.04

B

Algo 3 Aléatoire	
Moyenne	2.33
Variance	9.45

C

Algo 3 Alé/Inv	
Moyenne	3.33
Variance	15.54

D

FIGURE 27 – Représente le taux de reconnaissance (de 0 à 10) d'un humain face aux algorithmes.

Lorsque nous observons un humain en interaction avec un autre humain (Figure 28), on constate qu'en moyenne il est détecté, il obtient un score $\simeq 7$. On constate également que l'humain reste difficilement détectable si on observe sa variance de 12.32. Certes, l'humain est moins difficile à reconnaître par rapport aux autres algorithmes mais cette valeur nous indique qu'il n'y a pas forcement de reconnaissance systématique. Cette non reconnaissance est sans doute liée au minimalisme de l'expérience. Cependant, la non reconnaissance systématique entre humain est encourageante dans le sens ou elle, cette expérience nous offre la possibilité de se faire passer pour un humain. De plus, elle reste suffisante puisque les humains sont détectés en moyenne.

Humain	
Moyenne	6.67
Variance	12.32

FIGURE 28 – Taux de reconnaissance d'un humain en interaction avec un humain

6.2 Analyse Qualitatve

Afin, d'avoir une idée sur l'orientation du choix des utilisateurs à indiquer si l'entité avec laquelle ils réagissent est humaine ou non, nous les interrogeons, sur différents points. Nous cherchons à savoir pourquoi ils pensent que c'est un homme ou un programme (Figure 29), et inversement, pourquoi ils ne pensent pas que c'est un homme ou un programme (Figure 30).

Pourquoi je sais qu'il s'agit	
d'un homme	- Recherche d'interaction - Jeu entre les 2 pointeurs - Imprévisibilité - Aléatoire - Similitude des mouvements
d'une machine	- Monotonie - Copie des mouvements - Répétition des mouvements

FIGURE 29 – Représente la synthèse des témoignages recueillis lors de l'expérimentation afin de savoir pourquoi les utilisateurs pensent que c'est un humain ou une machine.

Pourquoi je sais qu'il ne s'agit pas	
d'un homme	- Prévisible - Régularité - Trajectoire linéaire
d'une machine	- Aucune logique particulière - Hésitatio

FIGURE 30 – Représente la synthèse des témoignages recueillis lors de l'expérimentation afin de savoir pourquoi les utilisateurs ne pensent pas que c'est un humain ou une machine.

6.3 Pistes pour un modèle d'interaction minimaliste

Le problème des agents utilisés lors des simulations est qu'ils sont basés sur un fonctionnement non évolutif. En effet, les règles qui définissent le comportement en fonction de la perception de l'autre sont statiques. Ce type de comportement amène de très fortes récurrences lors des analyses par points de récurrence.

Inversement si les agents utilisés adoptent un comportement aléatoire, ceci amène de très faibles récurrences.

Or, l'humain se place entre les deux, et si l'on cherche à réduire la récurrence comportemental d'un agent, on peut de manière intuitive intégrer des récurrences internes au sein de son modèle. Ce type de récurrence est par exemple le

cas des CTRNN's [4] qui sont des réseaux de neurones récurrents capable d'évoluer au fil du temps.

Cependant, les CTRNN's sont très difficiles à paramétrer et la dynamique qu'ils génèrent n'est pas appréhendable par un modélisateur. En effet, on ne sait pas définir les paramètres d'un CTRNN pour obtenir un comportement évolutif donné.

L'analyse quantitative, ainsi que l'analyse RQA, nous indique que l'algorithme, qui, parmi les autres, se rapproche le plus d'un humain est celui qui combine deux comportements (aléatoire et symétrie inverse). Cependant, dans l'analyse qualitative, l'humain détecte que c'est un programme. En effet, l'humain peut comprendre facilement le basculement entre l'aléatoire et le comportement inverse. Ainsi il détecte que c'est un programme. Pour piéger l'humain il faut une évolution au sein de l'algorithme.

De plus, l'analyse qualitative nous montre que l'algorithme est détecté par la répétition de ses mouvements et par sa monotonie. Elle nous apprend également qu'un homme est reconnu par sa recherche d'interactions.

Par conséquent la piste que nous préconisons est de préserver un minimum de sens au sein du modèle (il ne doit pas être totalement aléatoire) tout en y intégrant un aspect évolutif (qui permet de rompre la monotonie) grâce à au moins une récurrence sur lui même, et enfin, un aspect d'interaction (communication avec l'autre) à travers sa perception.

6.4 Modélisation d'un agent d'interaction

Nous avons vu précédemment que la modélisation d'un agent d'interaction ne doit pas être totalement aléatoire, ni adopter qu'un seul comportement. Il doit à la fois réagir en fonction de son propre but et de sa perception.

Afin de modéliser sa propre volonté, nous préconisons de mettre une récurrence au sein de lui même, et pour modéliser sa perception, des entrées correspondant à sa perception.

Ce type de modèle peut être envisagé par des types de réseaux de neurones minimalistes tels que les perceptrons (Figure 31).

Un perceptron (Figure 31), est défini par une sortie (20), une fonction d'activation qui peut être de plusieurs formes : une fonction tangente hyperbolique (21), ou une fonction sigmoïde standard (22). La différence entre les deux se trouve au niveau du domaine de valeurs prises : [-1 ;1] pour la fonction tangente hyperbolique et [0 ;1] pour la fonction sigmoïde standard. Il est également composé d'une fonction d'apprentissage (23), avec Y_t la sortie attendue, W_i' le poids i corrigé, α le pas d'apprentissage.

4. continuous-time recurrent neural network. Réseau de neurones récurrent à temps continus

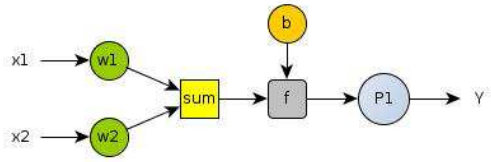


FIGURE 31 – Un perceptron (p1) avec deux entrées (x1,x2), avec deux poids associés (w1,w2), une fonction d'activation (f) un biais (b) et une sortie y.

$$y = f(\sum_{i=1}^{N} x_i.wi + b) \tag{20}$$

$$f_1(x) = tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \tag{21}$$

$$f_1(x) = \frac{tanh(x) + 1}{2} \tag{22}$$

$$w_i' = w_i + \alpha(Y_t - Y)X_i \tag{23}$$

On pourrait imaginer 3 perceptrons (Figure 32), dont le premier commande le fait d'aller à droite ou à gauche, le deuxième en haut ou en bas, et enfin le dernier contrôlerai l'augmentation de la vitesse ou la diminution. Chacun des neurones seraient connectés à la perception qu'il à de l'autre (Position en X,Y, distance). Ainsi, ces déplacements seraient fonction de l'autre et correspondraient à l'aspect non aléatoire et communication retenu lors des expérimentations précédentes.

Enfin, pour faire apparaître sa partie autonome, on peut très bien faire apparaître une rétroaction au sein des perceptrons. Ainsi, l'agent se déplacerait en fonction de l'autre et de lui même. On aurait donc un comportement basé sur son propre but.

Pour ce type de réseau, il faut lui faire apprendre un comportement, on peut très bien imaginer de punir l'agent en temps réel lors de la simulation lorsqu'il y a collision. Ainsi, nous avons bien le côté évolutif de l'agent (il apprend au cours de la simulation) ; l'aspect non aléatoire et communicant (la perception de l'autre) ; et l'aspect évolutif et autonome (rétroaction).

7 Conclusion et perspectives

Dans ce rapport de stage, nous avons voulu analyser le comportement d'un humain en interaction avec une entité (virtuelle ou programmée). En effet, ce type d'analyse a pour ambition de comprendre l'interaction d'un humain lorsqu'il interagit avec un autre. Cette compréhension permet d'améliorer le comportement d'entité virtuelle et donc d'améliorer le couplage entre un utilisateur et

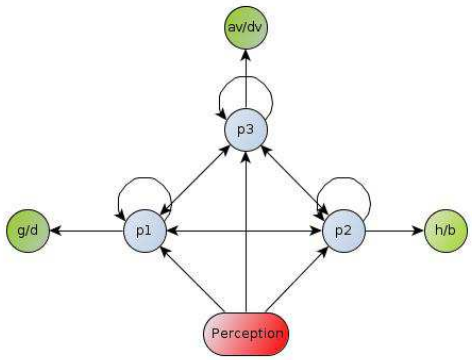


FIGURE 32 – Les trois perceptrons avec rétroaction, correspondant aux déplacements de l'agent. Chacun des perceptron émet une sortie dont p1 commande la gauche et la droite, p2 commande le haut et le bas et enfin, p3 commande l'augmentation ou la diminution de la vitesse.

celles-ci. Pour comprendre le comportement d'un humain en interaction, nous nous sommes intéressés aux points de récurrence, aux croisements de points de récurrence, et à une analyse quantitative et qualitative de la perception d'un humain face à une entité.

L'outils de croisement de points de récurrence ne nous a pas permis de conclure sur le couplage entre deux humains. En effet, le couplage entre deux humains est très variable et ne nous donne pas de base solide pour établir un couplage type d'une interaction humaine.

L'outil de points de récurrence, nous permet de mettre en avant la récurrence comportementale d'un humain. L'analyse mathématique des ces graphiques (Analyse quantitative de la Récurrence), nous a permis de dire qu'en moyenne un humain en interaction avec un humain adopte un rapport entre le déterminisme et la probabilité de récurrence faible. L'analyse RQA, nous a permis de dire que l'algorithme qui se rapproche le plus de l'humain est l'algorithme qui combine les comportements aléatoire et inverse.

L'analyse des récurrences comportementales des algorithmes, nous montrent que lorsque deux agents sont en interaction avec eux mêmes, ils adoptent un comportement soit totalement récurrent, soit totalement non récurrent. Or, lorsque nous étudions la récurrence comportementale d'un humain face à un humain, nous observons qu'il est entre les deux types de comportement.

De plus, une analyse quantitative, nous a permis d'observer l'algorithme qui apporte une meilleure crédibilité, c'est celui qui adopte une combinaison de deux comportements (aléatoire et inverse). Cependant, il reste facilement détectable par un humain. L'analyse qualitative, nous donne des informations sur la stratégie de détection d'un humain face à un humain ou un programme. Il ne doit

pas être monotone, ni répétitif, il doit à la fois suivre son but et être à l'écoute de la perception d'autrui.

L'ensemble de toutes ces analyses, oriente notre choix vers un agent construit autour d'un réseau de neurones minimalistes de perceptrons rétroactifs. Le réseau de perceptrons rétroactifs permet de garantir un lien avec la perception de l'agent (propriété intrinsèque du perceptrons), et avec son propre but (rétroaction).

Pour ce type de système dynamique très complexe, je pense que les points de récurrence ne sont pas totalement adaptés. En effet, on peut obtenir des informations sur la récurrence comportementale, autrement dit, savoir si un système dynamique adopte un type de comportement à plusieurs reprises dans le temps, mais ne nous donne aucune information sur le comportement en temps que tel. Cet outil nous permet juste de dire que l'humain n'agit pas de manière aléatoire et qu'il adopte une logique qui lui est propre, une logique qui apparaît plusieurs fois dans le temps.

Cependant, l'ensemble des analyses nous a permis d'imaginer un modèle basé sur un réseau de perceptrons. Il serait intéressant de le développer afin de d'observer si ce modèle se rapproche le plus du comportement d'un humain lorsqu'il est en interaction.

Appendices

A Script Scilab de reconstruction d'espace de phase

```
// --------------- reconstruct.sci ------------------
// --- Script de reconstruction d'espace de phase.
// --------------------------------------------------

// --- --- Paramètres --- ---
//
// --- Entrée
// --- m : Dimension de l'espace à générer
// --- t : Retard pour la construction de l'espace de phase
// --- s : (Matrice 1xN représentant la série à partir de laquelle
// --- on reconstruit l'espace de phase.
//
// --- Sortie
// --- y : (Matrice mxN représentant les points de l'espace de phase)

function [y]=reconstruct(m, t, s)
    // --- La série va de x(t) à x(t + (m - 1)*thau)
    // --- ainsi t + (m - 1)*thau < N
    // --- <=> t < N - (m-1)*thau
    N = size(s,'c') - (m - 1)*t
    // --- On affecte le premier élément
    y = zeros(m,1)
    for i=1:N
        disp(i)
        // --- Initialisation de la première valeur
        v = s(i)
        for j=1:m-1
            v = [v s(i + j*t)]
        end
        y = [y v']
    end
    y(:,1) = []
endfunction
```

Références

[Charles L. Webber, 1992] Charles L. Webber, Jr., J. P. (1992). *Recurrence Quantification Analysis of Nonlinear Dynamical Systems.*

[J.-P. Eckmann and Ruelle, 1987] J.-P. Eckmann, S. O. F. and Ruelle, D. (1987). Recurrence plots of dynamical systems. *PACS.*

[Lorenz, 1963] Lorenz, E. N. (1963). Deterministic nonperiodic flow. *Journal of the atmospheric sciences*, 20 :12.

[Marwan and Kurths, 2004] Marwan, N. and Kurths, J. (2004). Cross recurrence plots ans their application. *Nova Science Publishers.*

[Schockley, 2005] Schockley, K. (2005). *Cross Recurrence Quantification of Interpersonal Postural Activity.*

[Takens, 1981] Takens, F. (1981). Detecting strange attractors in turbulence. *Lecture Notes in Mathematics.*

[Thiel and Nowaczyk, 2001] Thiel, N. M. M. and Nowaczyk, N. R. (2001). Cross recurrence plot based synchronisation of time series. *Nonlinear Processes in Geophysics.*