

ARTS ET SYSTÈMES COMPLEXES

Projet tutoré partie 1 - Bibliographie

Étudiants

Barreau Nicolas, Broto Marie, Rioual Marie

Encadrants

Olivier Ageron - ENSAD
Christine Bourjot - LORIA

SOMMAIRE

Introduction	3
I. Principes généraux sur les systèmes complexes	3
A. Histoire de la complexité	3
B. Définitions	4
1. Définition d'un système	4
2. Notions de simple/compliqué/complexe	4
3. Définition d'un système complexe	5
C. Propriétés et mesures d'un système complexe	5
1. Propriétés d'un système complexe	5
2. Mesures de la complexité d'un système	6
D. La dynamique d'opinion comme exemple de système complexe	8
1. Notions d'agent et de système multi-agent	8
2. La dynamique d'opinions	9
II. Analyse d'un système de dynamique d'opinion	10
A. Rappels sur la dynamique d'opinion	10
B. Les différentes modélisations	10
1. Le modèle de confiance limitée	10
2. Le modèle en vecteurs d'opinions	11
3. Interactions en réseau	12
C. Perturbation du système	13
III. Modélisation artistique d'un système complexe	14
A. Datavisualisation	14
1. Définition	14
2. Exemple d'illustration en 2D : Datavision	15
3. Exemple d'illustration en 2D et 3D : Rothko Viz	15
4. Exemple de manipulation : Wikidata	15
B. Logiciels	16
1. NetLogo	16
2. Processing	16
C. Les sens	17
1. Définition	17
2. Les sens dans l'art	18
D. ARTEX	18
1. Projet Dispersione : se rassembler dans la tempête	19
2. Chorégraphies émergentes	20
Conclusion	20
Bibliographie	21
Annexes	23

Introduction

Nuée d'oiseaux, banc de poissons, colonie de fourmis, réseau social, réseau de neurones... Ces phénomènes ont en commun d'être des systèmes complexes. Ils sont présents dans des domaines aussi divers que la physique, la biologie ou encore l'économie et constituent une réalité omniprésente mais un concept encore peu connu du grand public.

Comment vulgariser de manière artistique et sensorielle ce concept de système complexe ? Le présent projet a pour objectif de répondre à cette problématique, par une production qui sera si possible exposée lors d'une manifestation culturelle et scientifique nommée Artex. Il s'inscrit dans la continuité du projet de l'année dernière où le choix avait été porté sur un système de dynamique d'opinion. En vue d'améliorer le travail existant, cette bibliographie commencera par introduire une base de connaissances sur les systèmes complexes, sur laquelle elle s'appuiera dans une deuxième partie d'analyse du projet de l'année dernière pour une éventuelle réutilisation. Enfin, différents exemples de représentations de données et logiciels de modélisation seront présentés afin de pouvoir sélectionner les bases et outils qui nous assisteront lors du prochain semestre.

I. Principes généraux sur les systèmes complexes

A. Histoire de la complexité

Dans son *Discours de la Méthode* en 1637, Descartes définit les second et troisième préceptes de la connaissance comme le fait de décomposer les difficultés autant que nécessaire et de commencer par les pensées les plus simples pour approcher et comprendre progressivement des ensembles de plus en plus complexes. Depuis lors, cette approche réductionniste a prédominé toute autre méthode scientifique jusqu'au 20^{ème} siècle où plusieurs phénomènes complexes ont contrarié ces principes : le caractère adaptatif des organismes vivants, les évolutions économique, politique et culturelle des sociétés, la nature de l'intelligence, humaine ou artificielle, ou encore les changements climatiques (Mitchell, 2009).

En 1984 a été fondé aux Etats-Unis l'institut de recherche de Santa Fe spécialisé dans l'étude des systèmes complexes. L'objectif était de poursuivre la recherche sur des systèmes complexes et en interaction qui ne peuvent être étudiés que par une approche pluridisciplinaire (Mitchell, 2009), considérant que les caractères interdépendant, irréductible et intrinsèque des systèmes complexes exigent une science plus holistique que analytique. Le projet de cet institut s'appuie notamment sur quatre axes (Li Vigni, 2020): l'informatique et la vision computationnelle de la nature, qui repose sur la puissance croissante de calcul des ordinateurs ; la volonté d'unifier les théories en faisant appel aux principes physiques selon lesquels la complexité de phénomènes supérieurs résulte de la simplicité de phénomènes inférieurs ; le recours aux mathématiques et algorithmes pour mieux formaliser les sciences humaines et sociales ; le recours à la théorie darwinienne de l'évolution afin d'expliquer les phénomènes de compétition, adaptation et apprentissage de tout système complexe observé.

Dans un premier temps, les notions de système et de complexité seront abordées avant de définir un système complexe. Après avoir esquissé quelques propriétés qualitatives communes aux systèmes complexes, nous suivrons ensuite une approche plus quantitative de mesure de la complexité. Enfin, notre sujet consistant à analyser le projet de dynamique d'opinion de l'année dernière, nous évoquerons les concepts d'agent et de système multi-agent généralement associées à la dynamique d'opinion avant d'aborder cette analyse dans la deuxième partie de cet écrit.

B. Définitions

1. Définition d'un système

Un système est constitué d'un ensemble d'éléments en interaction entre eux et avec l'environnement, organisés en fonction d'un but (Rosnay, 1975).

Ludwig Von Bertalanffy (2012) propose une théorie générale des systèmes dont le but consiste à décrire et englober l'ensemble des systèmes vus dans la nature. Les systèmes sont ainsi des constructions théoriques qui permettent de rendre compte des caractéristiques et de la stabilité de la réalité observée, ou de l'instabilité en cas de changement.

2. Notions de simple/compliqué/complexe

Dans un système simple, les interactions sont limitées et prévisibles. Par exemple, la même action d'appuyer sur un interrupteur produit systématiquement le même résultat. Un système compliqué renferme davantage d'éléments et d'interactions mais il procède systématiquement selon un schéma clair et prévisible. Après décomposition et isolement de chacun des éléments simples qui le compose, on peut ensuite les réassembler. Par exemple, un avion est un assemblage compliqué de composants qui interagissent cependant de manière prévisible de sorte qu'un deuxième avion se comportera de façon identique au premier. Un système complexe quant à lui est par nature imprévisible puisqu'on ne peut prédire à l'avance, même de manière probabiliste, l'issue des processus. Les sociétés humaines sont un exemple de système complexe: elles sont composées de personnes dont les interactions changent en continu et ne peuvent jamais être clairement établies. Ainsi pour appréhender la différence entre un système complexe et un système compliqué, Snowden (2002) propose d'observer d'une part ce qu'il se passe dans une organisation où une rumeur de réorganisation apparaît : le système complexe humain commence à muter de façon imprévisible et des tendances se dessinent en anticipation du changement à venir ; alors que lorsque l'on se rapproche d'un avion avec une boîte à outil à la main, rien ne change, c'est à dire que les éléments composant l'avion ne se réorganisent pas d'eux-mêmes.

3. Définition d'un système complexe

De même qu'il n'existe pas à ce jour de consensus pour définir le principe de complexité, on observe une pluralité de définitions du système complexe. Thurner et al. (2018) dans leur

livre *Introduction to the Theory of Complex Systems* proposent comme définition : « complex systems are co-evolving multilayer networks ». Cette affirmation résume, selon les auteurs, les aspects suivants des systèmes complexes:

- les systèmes complexes sont composés de plusieurs éléments
- les éléments sont en interaction et forment ensemble un réseau de multiples niveaux. Ils sont caractérisés par des états non statiques, ces états pouvant être par exemple la vitesse de rotation d'une planète ou encore la préférence politique d'une personne
- les interactions sont de type et force différentes, dynamiques, i.e. elles évoluent dans le temps, et sont fortement non-linéaires (voir plus bas pour plus de détails)
- les états et interactions sont rarement indépendants mais évoluent conjointement et s'influencent mutuellement
- les systèmes complexes sont dépendants du contexte, ce dernier correspondant, pour tout changement apparaissant sur un niveau de réseau donné, à l'influence exercée par les éléments des autres réseaux
- les systèmes complexes sont de nature algorithmique, dépendent de la trajectoire effectuée et présentent souvent une mémoire.

C. Propriétés et mesures d'un système complexe

1. Propriétés d'un système complexe

Mitchell (2009) cite trois propriétés communes à des systèmes complexes très divers comme les colonies d'insectes, le cerveau, le système immunitaire, les marchés financiers ou encore le réseau internet : un comportement collectif complexe d'entités organisées en larges réseaux et agissant selon des règles simples et sans contrôle central ; la production et l'utilisation d'informations et signaux provenant de l'environnement interne comme externe ; la capacité d'adaptation et d'apprentissage pour améliorer les chances de succès et de survie.

D'autres propriétés plus spécifiques encore sont souvent associées aux systèmes complexes comme l'auto-organisation, la non-linéarité, les boucles de rétroaction, l'émergence, la multistationnarité, l'attracteur ou encore la bifurcation.

On parle d'auto-organisation lorsqu'un comportement organisé d'un système apparaît sans l'existence d'un contrôleur interne ou externe. Un système peut être soumis à des perturbations externes nommées « bruits » conduisant à des erreurs qui modifient le système en retour, voire augmentent sa complexité. On assiste d'abord à une désorganisation du système qui se rétablit ensuite et peut même lui être bénéfique en augmentant son adaptation et son champ de réponses possibles face à des signaux diversifiés et aléatoires de l'environnement. Le principe d'auto-organisation serait le point de départ des sciences de la complexité et aurait notamment comme conditions nécessaires les concepts de boucle de rétroaction, de non-linéarité et d'interaction du système (Charrier, 2009).

En effet, dans les systèmes auto-organisés, on observe une non-linéarité, i.e. il n'existe pas de lien de proportionnalité entre les causes et les effets. Dans ce type de systèmes, on note

deux modes classiques d'interactions entre les composants, qui se bouclent sur elles-mêmes et qu'on appelle rétroaction. Une rétroaction sera dite négative si un processus diminue sa propre occurrence en cherchant à stabiliser une grandeur caractéristique du système autour d'un point d'équilibre et contrebalancer toute perturbation à l'équilibre établi. La production d'insuline qui vise à réguler le taux de glucose dans le sang est un exemple de rétroaction négative. A contrario, elle sera dite positive si le processus accroît sa propre occurrence et génère une amplification des perturbations et quitte ainsi l'état d'équilibre (Charrier, 2009). La forte croissance de la population mondiale due aux naissances fournit un exemple d'effet de rétroaction positive, la mortalité jouant ici un effet de rétroaction négative (Camazine et al. 2020).

Un système complexe présente des propriétés nouvelles et supérieures à celles que l'on aurait obtenues en faisant la somme des propriétés de ses constituants. On parle d'émergence lorsqu'une propriété à un niveau macroscopique est fondamentalement différente de ce que l'on pourrait attendre des niveaux microscopiques. Ainsi l'émergence résulte d'une relation non triviale entre les propriétés d'un système à des échelles micro- et macroscopique (Sayama, 2015).

Un système multistationnaire résulte de l'existence de plusieurs états stables possibles, et induit l'existence d'attracteurs, i.e. des points de convergence vers lesquels est attiré le système. Ce qui soulève le point suivant : qu'est-ce qui détermine l'alternative choisie par le système ? L'état final atteint dépend généralement des conditions initiales et de l'éventail des conditions initiales qui agissent comme un bassin d'attraction pour un attracteur spécifique. On peut s'attendre généralement à ce qu'un faible écart de valeur d'un paramètre génère un faible changement de comportement du système dans sa globalité. La bifurcation est un changement qualitatif et topologique d'un espace de phase qui se produit quand un paramètre de contrôle passe un certain seuil critique nommé point de bifurcation. Les bifurcations peuvent s'observer sur un diagramme de phase par un dédoublement de période correspondant à un doublement du nombre d'attracteurs (Sayama, 2015).

2. Mesures de la complexité d'un système

Il n'existe pas de méthode universelle pour caractériser la complexité d'un système. On note qu'un système complexe en comparaison d'un système simple aura pour caractéristiques de nombreux composants, très interdépendants et un comportement indéterminable (Simon, 1990).

Cependant, avant de pouvoir déterminer si un système est complexe ou non, il convient de définir les paramètres qui permettront de mesurer la complexité. Par exemple, pour comparer les systèmes complexes vivants, la mesure la plus simple ou évidente serait la taille par exemple du génome. Or l'*arabidopsis*, simple espèce de plante herbacée possède le même nombre de gènes que le corps humain, supposé plus complexe (Mitchell, 2009). Lloyd (2001) a proposé ainsi une quarantaine de mesures qu'il a catégorisées en trois groupes selon qu'elles mesurent la difficulté à décrire le système, à le créer, ou son degré d'organisation.

On retrouve notamment dans cette première catégorie :

- L'entropie de Shannon. Dans la théorie de la communication développée par Shannon et Weaver, toute communication peut être schématisée par un canal de communication par lequel un émetteur transmet des données à un récepteur à l'aide d'un langage codé (Ferber, 1995). Ainsi l'entropie est une valeur qui quantifie l'incertitude et permet de caractériser la distribution statistique des messages et non leur signification. Elle est donc maximale lorsque tous les messages possibles sont équiprobables. La complexité d'un système se mesurerait ainsi par le contenu d'information, un système étant d'autant plus complexe qu'il contient une plus grande variété de constituants.

Si on reprend l'exemple du génome et les 4 nucléotides qui composent l'ADN, un « message » de type AAA ... A a une entropie nulle alors qu'une séquence aléatoire a une entropie maximale.

- Le contenu algorithmique de l'information ou complexité aléatoire de Kolmogorov. En informatique, tout objet peut se ramener à une suite de 0 et de 1. La complexité de Kolmogorov d'une suite correspond à la taille du plus petit programme informatique qui engendre cette suite. Il en résulte que tout objet que l'on ne peut représenter ou décrire avec concision est dit complexe.

Une séquence ACACACACACAC peut se traduire en programme informatique par « imprimer AC 6 fois » alors que le programme pour écrire une séquence aléatoire comme ATCATGCATCAG est plus long de type « imprimer la séquence exacte de caractères ATCATGCATCAG. »

Le degré de difficulté à créer complètement un système complexe est habituellement quantifié par :

- La profondeur logique de Bennett, i.e. le temps de calcul du plus court programme qui produit un objet. Ainsi les objets du monde vivant, qui résultent d'un long processus d'évolution et donc étant le résultat d'un long calcul, sont des objets complexes et donc profonds au sens de la profondeur logique de Bennett (Delahaye, 2006).
- La complexité computationnelle évaluée par les capacité et sophistication de calcul d'un système complexe, qu'il soit naturel ou artificiel.

Enfin on peut mesurer le degré d'organisation d'un système complexe selon :

- La complexité statistique de Crutchfield et Young (1989). Elle mesure la quantité minimale d'information sur les comportements passés d'un système, nécessaire pour prédire de manière statistique son comportement futur. Si l'on considère un spectre qui part du chaos jusqu'à l'ordre, la complexité statistique sera faible pour des systèmes ordonnés et aléatoires donc situés aux deux extrémités de ce spectre ; et élevée pour ceux situés entre. Prédire le comportement du système revient à construire un modèle du système fondé sur les observations des messages produits par le système de sorte qu'on ne peut distinguer le comportement du modèle de celui du système lui-même.

Dans la mesure où les modèles de complexité statistique permettent d'inclure des choix aléatoires, les programmes « répéter AC » et « choisir aléatoirement A, C, G ou T », qui correspondent respectivement aux séquences ACACACACACAC et ATCATGCATCAG précédemment citées, sont d'une simplicité équivalente.

- La dimension fractale. Elle fait référence aux figures fractales dont certaines parties sont identiques au tout, à une échelle réduite. Une fractale est un modèle complexe car il résulte de la superposition de régularités et symétries. Ce n'est pas tant la perfection observée dans les fractales qui explique leur caractéristique complexe mais le fait qu'elles existent malgré des contraintes extérieures ou circonstances « bruyantes ». Ceci démontre la recherche d'un équilibre ou d'une optimisation entre deux buts contradictoires : la perfection et la robustesse. La dimension fractale a ceci de particulier qu'elle quantifie le nombre de copies d'un même-objet à différents niveaux d'agrandissement, ce qui explique probablement l'attrait de beaucoup de scientifiques pour cette dimension pour mesurer la complexité car à chaque niveau d'observation, les détails restent dignes d'intérêt. (Mitchell, 2009 ; Holovatch et al., 2017; Charrier, 2009 ; Ladyman et al., 2013)

Bien d'autres mesures de la complexité existent et malgré leur pluralité, aucune mesure à ce jour n'est encore parvenue à faire consensus parmi les scientifiques (Mitchell, 2009 ; Holovatch et al., 2017 ; Charrier, 2009 ; Ladyman et al., 2013). Cette première approche des systèmes complexes et de leurs caractéristiques, permet d'explorer la dynamique d'opinion en tant que système complexe après avoir considéré les termes d'agent et de multiagent relatifs à ce type de système.

D. La dynamique d'opinion comme exemple de système complexe

1. Notions d'agent et de système multi-agent

Un système multi-agent est un système constitué d'une multitude d'individus appelés agents, réalisant certaines tâches et interagissant les uns avec les autres. Selon Ferber (1997) : « Pour un agent, interagir avec un autre constitue à la fois la source de sa puissance et l'origine de ses problèmes » : en coopérant les agents espèrent que leur satisfaction sera meilleure que s'ils agissaient de manière isolée, cependant du fait de leur multitude, ils doivent coordonner leurs actions et résoudre des conflits. Ainsi, l'interaction a pour but de communiquer une information et in fine d'inciter d'autres agents à adopter un comportement particulier.

L'agent possède plusieurs propriétés : autonomie de décision qui dépend de son état interne, perceptions, connaissances et représentations du monde ; flexibilité et proactivité dans la réalisation des objectifs qu'il s'est assigné en utilisant au mieux les ressources et compétences dont il dispose ; sociabilité dans sa capacité à communiquer et éventuellement offrir ses compétences à d'autres agents ; capacité à percevoir - de manière limitée - son environnement, i.e. reconnaître les objets situés dans l'environnement en fonction de ses capacités perceptives et modifier ainsi les relations existant entre les objets, on dit alors qu'il est « situé » (Ferber, 1995, voir figure 1).

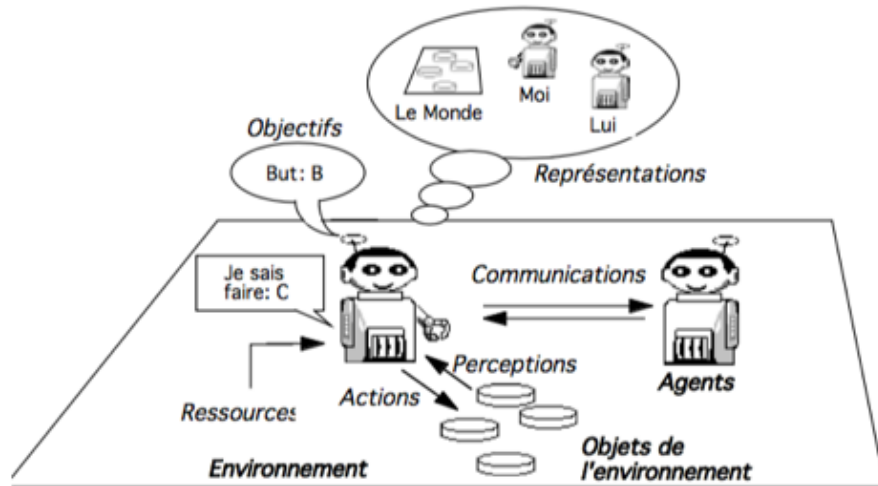


Figure 1 : Représentation imagée d'un agent en interaction avec son environnement et les autres agents (Ferber, 1995)

L'intérêt des systèmes multi-agents réside notamment dans l'émergence d'un comportement global du système à partir de règles locales s'appliquant aux agents. Ce principe s'applique notamment au domaine de la sociologie où les interactions entre individus les incitent chacun à modifier leur opinion, conduisant ainsi à des accords ou désaccords entre différents groupes de personnes.

2. La dynamique d'opinions

Si on se penche sur le système complexe que représente une société et à la simulation sociale, la dynamique d'opinions apparaît comme un sujet souvent étudié notamment par le biais des systèmes de vote, l'obtention d'un consensus au sein d'un groupe ou encore lors des sondages durant les élections ou autres enquêtes d'opinions publiques. L'idée qui sous-tend la dynamique d'opinions, en tant qu'exemple de système multi-agent (Dietrich, 2017) est que des individus ou agents ont des opinions qui peuvent changer sous l'influence d'autres individus.

De nombreux modèles de dynamiques d'opinions reposent sur des opinions binaires (0 ou 1) ou discrètes que les individus modifient suivant l'influence sociale à laquelle ils sont exposés. Dans des cas de dynamique d'opinions binaires, lorsque les interactions ont lieu parmi la population toute entière, comme dans le cas d'un réseau social entièrement connecté, l'attracteur conduit dans la plupart des cas à une uniformité des opinions, soit 1 soit 0. En revanche, lorsque le réseau social est restreint aux individus connectés, des groupes d'opinions opposés voient le jour et on constate que plus il y a de diversité et d'hétérogénéité dans la population, plus le regroupement se renforce.

Deffuant et al. (2001) ont présenté un modèle d'opinions avec une solution analytique pour calculer le nombre de groupes d'opinions apparaissant dans une population en fonction des paramètres de celle-ci. Dans ce modèle, les agents adaptent leur opinion en fonction de l'influence exercée par un autre individu quand leur différence d'opinion est au-dessous d'un

certain seuil. Des seuils élevés conduisent à une convergence d'opinions vers une moyenne alors que dans le cas de seuils faibles, plusieurs groupes d'opinions apparaissent avec un partage d'une même opinion au sein du groupe et une incompatibilité d'adaptation à l'opinion des autres groupes. Cette dynamique d'attraction-répulsion est ainsi non-linéaire (Deffuant et al., 2001). De plus, Ben-Naim et al. (2003) ont montré que lorsque l'éventail initial des opinions augmente, le nombre de groupes augmente via une séquence infinie de bifurcations.

La partie suivante propose un examen en détails d'un exemple d'application avec le logiciel Netlogo de ce modèle de dynamique d'opinion proposé dans le précédent rapport.

II. Analyse d'un système de dynamique d'opinion

A. Rappels sur la dynamique d'opinion

Le groupe de l'année dernière a choisi de réaliser une modélisation de la dynamique d'opinion. Avant de présenter les différentes modélisations, il convient de rappeler en quoi la dynamique d'opinion est un système complexe.

Premièrement, un système de dynamique d'opinion est composé d'une multitude de personnes, représentées par des agents interagissant entre eux, et dont les interactions dépendent de leur état, en modifiant également ce même état. Ensuite, le système s'organise en clusters, qui sont eux-même des sous-systèmes composant le système général, comme montré dans les modélisations. De plus, la variation des valeurs initiales des variables du système modifie l'état final par paliers, montrant ainsi une non-linéarité du système. Cela permet aussi de montrer les notions d'attracteurs et de bassin d'attraction. Enfin, les étudiants de l'année dernière ont modélisé des perturbations de l'état stable du système donnant lieu à une réorganisation, ce qui donne un bon exemple de bifurcation. Afin de visualiser les données de la manière la plus claire, ils ont établi différents modèles que nous allons aborder, avant de parler de leurs expérimentations avec les perturbations du système. Cette analyse nous permettra de justifier la réutilisation ou non de leur modèle.

B. Les différentes modélisations

1. Le modèle de confiance limitée

Afin de modéliser un système de dynamique d'opinion, le groupe de l'année dernière a utilisé différents modèles.

Leur premier modèle est le modèle de confiance limité :

Chaque agent a une opinion, modélisée par un nombre allant de 0 à 1, et où son opinion est modifiée par les interactions de l'individu avec les autres agents.

Pour ce modèle, 3 variables influant sur le système ont pu être isolées :

- N : le nombre d'agents du système
- d : le seuil de rapprochement des opinions. Pour que les opinions des agents se rapprochent, il faut que la différence de leurs opinions soit inférieure à d . Cela rend leurs interactions non linéaires

- μ : le paramètre de convergence des opinions : modifie le point auquel les opinions se modifient lors des interactions (voir exemple en figure 2)

Afin de mettre en pratique ce système, les étudiants ont réalisé différents modèles de réseaux.

Le premier modèle est un modèle en mélange complet. Ce modèle met en place un espace dans lequel les agents se déplacent aléatoirement, et où ils ajustent leur opinion lorsqu'ils croisent un autre agent.

Dans ce modèle, ils ont observé que le paramètre ayant la plus grande influence est le paramètre d : plus il est faible, plus il y a de clusters d'opinions. On constate que pour $d = 0,5$, toutes les opinions convergent vers une opinion moyenne, alors que pour $d = 0,2$, on observe l'apparition de 2 opinions dominantes. Cependant, il semble que μ n'ait d'influence que sur le temps mis à atteindre l'état final : plus il est faible, plus les opinions convergent tard.

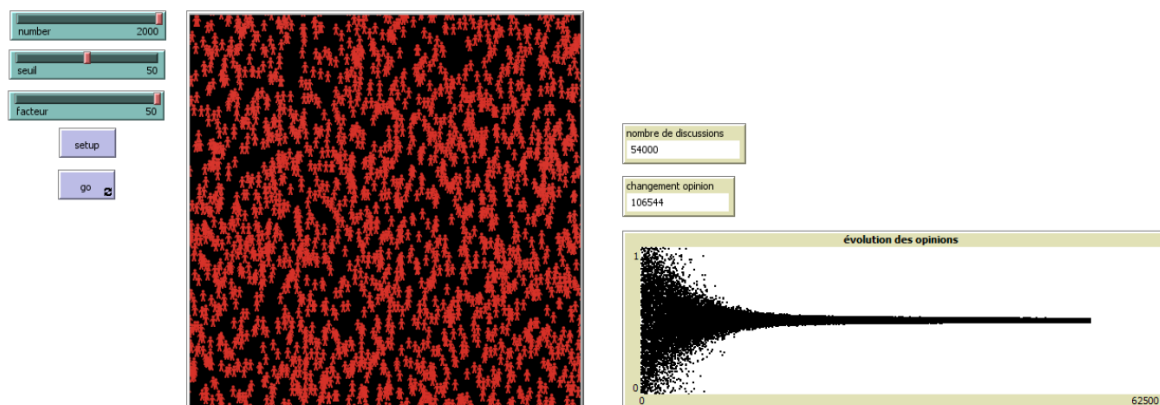


Figure 2 : Exemple d'interface NetLogo lors de la réalisation du premier test (Aubry et al., 2022)

Les sliders à gauche correspondent aux variables initiales (number = N , seuil = $d \times 100$, facteur = μ). La courbe à droite correspond à l'évolution des opinions au cours du temps.

Leur second modèle est un modèle en 'réseau social'. Afin de modéliser des relations sociales préexistantes, les étudiants de l'année dernière ont réorganisé leurs agents en une grille carrée où chaque agent ne peut interagir qu'avec ses voisins (au nord, sud, est et ouest, pas en diagonale).

Dans ce modèle, lorsque d est supérieur à 0,3, les opinions convergent là aussi vers une opinion moyenne. Cependant, lorsque l'on abaisse d à 0,3, certains agents atteignent une opinion extrême et ne rejoignent pas la tendance centrale. Enfin, pour une valeur de d inférieure à 0,3, on observe une répartition hétérogène des opinions avec « la présence de plus petits clusters présentant des opinions similaires mais non égales » (Aubry et al., 2022).

2. Le modèle en vecteurs d'opinions

Afin de tester un autre modèle de dynamique d'opinion, ils ont ensuite choisi de modéliser la dynamique d'opinion par un modèle en vecteurs d'opinion. Contrairement au modèle précédent, ce modèle représente les opinions sur différents sujets (au lieu d'un seul) de

manière binaire (0 ou 1) plutôt que continue. Les opinions sont représentées par un vecteur de taille m , paramètre correspondant au nombre de sujets.

d devient le nombre maximal de sujets sur lesquels les agents peuvent être en désaccord pour interagir. Les interactions ne modifient les opinions que si les agents sont de même opinion sur un nombre minimum de sujets $m-d$.

Finalement, μ devient la probabilité pour un agent d'influencer une opinion d'un autre agent : « *L'ajustement s'effectue de la manière suivante : pour chaque sujet où les deux agents ont une opinion différente, l'un des deux (choisi au hasard) convainc l'autre sur ce sujet avec une probabilité μ* » (Aubry et al., 2022).

Leurs observations sont les suivantes :

« La taille de la population N influe sur la vitesse de convergence vers une situation d'équilibre. Plus N augmente, plus le temps de convergence est élevé. La probabilité de changement d'opinion μ influe également sur la vitesse de convergence vers une situation d'équilibre. Plus μ est élevé, plus la convergence est rapide. Le paramètre μ ne semble cependant pas impacter le nombre de clusters en situation d'équilibre. Le nombre de clusters à l'équilibre dépend des paramètres d et m . Il semble par ailleurs que le rapport m/d soit déterminant dans la situation à l'équilibre. Pour une valeur m fixée à 13, nous obtenons les résultats suivants ($N = 1000$, $\mu = 1$) lorsque nous faisons varier le paramètre d :

- pour $d > 3$, la simulation converge vers un unique cluster contenant toute la population ;
- pour $d = 3$, la simulation converge vers un cluster principal contenant la majorité de la population, le reste étant réparti en plusieurs clusters isolés de taille minoritaire (moins de $0,01*N$) ;
- pour $d = 2$, la simulation converge vers une dizaine clusters de grande taille avec de nombreux petits clusters isolés (moins de $0,01*N$) ;
- pour $d = 1$, on observe de nombreux petits clusters (environ 500) de taille inférieure à 20. » (Aubry et al., 2022)

Les deux manières de modéliser la dynamique d'opinion présentent des résultats similaires. Le nombre d'agents et l'influence qu'ils ont les uns sur les autres ne modifient que le temps mis à atteindre l'état final. C'est l'agent donnant la différence maximale sur leurs opinions qui modifie l'état final : plus il est faible, plus il y a de clusters qui se forment. Cela met en évidence des attracteurs : à 1 cluster si d est assez élevé, puis un nombre croissant de clusters au fur et à mesure que d diminue.

3. Interactions en réseau

Suite à cela, les étudiants ont choisi de rester sur le modèle de confiance limitée, car ils préféraient représenter une opinion continue, plus proche de la réalité, plutôt que tranchée. De plus, la modélisation en automates cellulaires leur semblait plus intéressante car elle permettait de représenter des interactions non réciproques (A influence B, mais B n'influence pas forcément A). Afin d'avoir une représentation de réseau social plus proche de la réalité, ils sont partis vers une représentation en réseaux, leur permettant de lier les agents en ne se limitant plus uniquement à leur quatre voisins.

Afin de faciliter la lecture, nous posons ici une définition : dans ces représentations en réseau, le 'degré' d'un agent signifie le nombre de relations de cet agent.

Le groupe a donc fait des essais de représentation selon différents graphes de réseau social, en commençant par un graphe de réseau aléatoire uniforme. Ce réseau se crée selon l'algorithme :

« 1. Créer n agents

2. Pour chacune des $n*(n-1)/2$ paires d'agents possibles, décider selon la probabilité p de créer un lien entre les deux agents. »

Ils constatent que dans un réseau construit de cette façon, la répartition des degrés s'effectue selon une loi de Poisson, ainsi qu'un « coefficient de clustering faible, ce qui n'est pas le cas de réseaux sociaux réels. ».

Afin d'obtenir un niveau de clustering plus élevé, ils tentent de modéliser un réseau de type « petit monde » (Aubry et al., 2022).

La réalisation d'un réseau « petit monde » se fait selon l'algorithme suivant :

« 1. Créer n agents et les trier d'une manière arbitraire, par exemple selon leur ordre de création.

2. Lier chaque agent à ses $m/2$ agents voisins de droite et $m/2$ agents voisins de gauche, pour un total de m liens par agent.

3. Pour chaque agent parcourir l'ensemble de ses liens. Pour chaque lien, décider selon la probabilité p changer l'autre extrémité du lien vers un nouvel agent choisi aléatoirement de manière uniforme, en évitant les boucles sur soi-même ou un lien déjà existant. » (Aubry et al., 2022)

Cependant, ces graphes ne prennent pas en compte une notion des réseaux sociaux qui est l'homophilie : « L'homophilie est la tendance qu'a un individu à fréquenter d'autres individus qui partagent les mêmes caractéristiques sociales que lui. Ce phénomène peut s'observer dans le nombre plus élevé de conversations avec des individus de même sexe dans un laps de temps donné [Homophilie - Wikipédia]. » (Aubry et al., 2022)

Afin d'intégrer l'homophilie à leur représentation, ils ont inclus « un paramètre d'homophilie qui varie entre 0 et 0,5. Plus cette valeur est faible, plus l'agent est homophile et plus cette valeur est élevée, plus l'agent est hétérophile ». En plus de cela, ils ont ajouté une valeur de satisfaction des agents. Un agent est satisfait s'il est lié à des agents « qui possèdent la même opinion que lui, plus ou moins son degré d'homophilie » (Aubry et al., 2022).

Suite à cela, les étudiants ont ajouté des règles basées sur la satisfaction pour modifier les relations des différents agents.

Cette configuration, appliquée au modèle de confiance limitée, permet l'apparition de clusters, facilement identifiables, car les agents se rassemblent selon leurs opinions. Cependant, « ce type de réseaux n'empêche pas la convergence des opinions ».

Les étudiants finissent, après avoir fait des simulations en modifiant le paramètre d'homophilie, que « Ajouter un paramètre d'homophilie aurait ainsi plus d'impact sur la structure du réseau que sur les dynamiques d'opinions en elles-mêmes » (Aubry et al., 2022).

C. Perturbation du système

Après avoir testé différents réseaux pour représenter les dynamiques d'opinions, le groupe de l'année dernière a essayé de « *perturber l'état stable* » en ajoutant, lorsque le système s'était stabilisé, des agents aux opinions extrêmes.

Plutôt que de reprendre le modèle de confiance limitée, les étudiants ont choisi une version modifiée de ce modèle : le modèle de confiance relative. Dans ce modèle, d est nommée l'incertitude, et :

«

- *la notion d'incertitude est intégrée ;*
- *l'influence varie comme étant l'inverse de l'incertitude de l'agent d'influence, ce qui rend les extrémistes (moins incertains) plus influents (moins un agent est incertain, plus il influence les autres et plus leur opinion a de chances de basculer vers celle de l'agent d'influence) ;*
- *lors des interactions, les agents influencent les incertitudes de chacun ainsi que les opinions de chacun »* (Aubry et al., 2022).

Une fois leur simulation terminée, les étudiants ont remarqué que si $d = 0,5$, le modèle reforme une opinion unique. Mais lorsque d diminue, après perturbation, des pics apparaissent aux extrêmes.

Ces modèles permettent de mettre en évidence plusieurs phénomènes : les phénomènes d'attracteur et de bassins d'attraction, ainsi que la notion de bifurcation. Cependant, à ce stade du projet, nous sommes plus intéressés par des réalisations autour de phénomènes d'auto-organisation. Nous n'allons donc a priori pas réutiliser ces modèles pour nos réalisations au second semestre, mais nous nous réservons le droit de changer d'avis plus tard si nous voyons des raisons de les réutiliser. Afin d'établir notre propre modélisation artistique, nous allons aborder différentes manières de modéliser les systèmes complexes et étudier deux logiciels de modélisation mis à notre disposition, qui nous permettront d'avoir une base pour nos travaux.

III. Modélisation artistique d'un système complexe

Un système complexe peut être représenté de multiples façons mais si l'on souhaite que la représentation d'un concept difficile à appréhender soit lisible et attrayante, il convient de choisir une modélisation esthétique et visuelle. La datavisualisation, outil indispensable à la représentation de systèmes complexes sera abordée avant d'évoquer les logiciels permettant de réaliser ces représentations, et les modalités sensorielles utiles pour rendre un projet impactant. Enfin quelques projets d'Artex, événement dans lequel nous souhaitons exposer notre projet, seront évoqués.

A. Datavisualisation

1. Définition

Le célèbre proverbe du philosophe Confucius illustre parfaitement le terme de data visualisation : « Une image vaut mille mots ». L'époque actuelle pousse à utiliser des représentations visuelles pour tout ce qui nous entoure : logos, publicités, pictogrammes, panneaux de signalisation, schémas... En effet, 80% des informations que le cerveau capte sont des images. La data visualisation (visualisation de données en français) est alors pleinement dans l'air du temps, car comme le dit Charles Miglietti, expert en visualisation de données, « la data visualisation, c'est l'art de raconter des chiffres de manière créative et ludique, là où les tableaux Excel échouent ». Cette technique de représentation permet un gain de temps considérable dans la compréhension et l'interprétation des données. De plus, elle permet une accessibilité à toute personne n'ayant pas de connaissances ou compétences dans le domaine. La data visualisation se base sur la théorie de la Gestalt selon laquelle nous percevons les objets comme des ensembles unifiés d'éléments visuels. Les jeux de couleurs et autres procédés visuels permettent ainsi de mieux distinguer les formes (Huez, s.d.).

2. Exemple d'illustration en 2D : Datavision

Pour mieux comprendre en quoi consiste la data visualisation, l'écrivain, journaliste et designer anglais David McCandless propose une nouvelle science visuelle de l'information à travers son livre *Datavision*. L'auteur aborde différents thèmes comme la science, la santé, ou encore les médias, compréhensibles en un clin d'œil grâce à la data visualisation. Différents types de visualisation de l'information y sont présentés (voir annexe 1, figure 1). L'exemple donné en figure 2 de l'annexe 1 nous permet de comprendre que les couleurs jouent un rôle indispensable dans la data visualisation. En effet, elles ont chacune leur propre signification, et ces significations diffèrent en fonction des régions du monde.

Par exemple, McCandless a illustré les probabilités des différents dangers de mort tel que présenté dans la figure 3 de l'annexe 1. Pour cette représentation, il a utilisé les bulles comparées comme type de visualisation. Le dégradé de couleurs comme la taille des bulles exprime les probabilités décroissantes de danger de mort. Ce dégradé débute par le rouge pour les plus fortes probabilités, couleur qui impacte fortement l'œil et représente le danger dans les populations américaines, sud-américaines et japonaises. Plus la probabilité baisse, plus les couleurs sont froides. Les menaces planétaires sont quant à elles représentées avec du bleu, couleur considérée comme neutre par rapport aux couleurs rouge, orange et verte utilisées pour les plus grands dangers de mort (McCandless, 2011).

3. Exemple d'illustration en 2D et 3D : Rothko Viz

Il est aussi possible de représenter des données sous un format en 3 dimensions comme proposé dans *Rothko Viz*. Ce projet, réalisé par Reyes en 2016, permet de visualiser 201 peintures de Mark Rothko sous différentes formes. Il utilise la visualisation 2D en réalisant un graphique rappelant la dendrochronologie - méthode scientifique qui permet de dater une

pièce de bois en fonction de son nombre d'anneaux - où chaque anneau correspond à un tableau (voir annexe 2, figure 1). Il propose aussi un graphique d'images regroupant 56 caractéristiques visuelles allant de la couleur à la mesure des formes. Pour ce graphique, il fait appel à une Analyse en Composantes Principales qui lui permet de résumer l'information en réduisant le nombre de variables (voir annexe 2, figure 2). Concernant la 3D, Reyes utilise la forme d'un cube que l'on peut faire tourner, en utilisant la bibliothèque *three.js* de javascript, où chaque image est positionnée en fonction de ses couleurs RGB (voir annexe 2, figure 3). Cette modélisation 3D rend le projet plus interactif en permettant de jouer avec le cube, interactivité que nous cherchons à mettre en œuvre lors de la réalisation de notre projet (Reyes, novembre-décembre 2016).

4. Exemple de manipulation : Wikidata Query Service

Il existe un outil permettant de représenter visuellement un jeu de données de Wikipédia que l'on souhaite, très simplement et rapidement. Cet outil, nommé Wikidata Query Service, est totalement libre et gratuit (Wikidata Query Service, consulté le 3 janvier 2023). Il suffit de choisir le modèle de visualisation souhaité et le jeu de données que l'on veut représenter dans les exemples. Il existe 14 modèles différents de visualisation comme les arbres, les diagrammes en barres ou encore les graphiques en nuage de points. Par exemple, afin de s'exercer à la datavisualisation dans le domaine de l'art, de façon ludique et rapide, nous avons fait l'expérience de représenter le nombre d'œuvres d'art publiques par lieu géographique avec un diagramme en bulles (voir annexe 3). Notre choix s'est porté sur ce type de représentation, plus lisible et visuel que les autres modèles. En effet, notre regard se porte naturellement vers le centre du graphique où se trouvent justement les plus grandes concentrations géographiques d'œuvres d'art publiques comme Amsterdam, La Hague ou Rotterdam. Paris est ici découpé en arrondissements, et le premier arrondissement arrive ainsi en quatorzième position.

Pour conclure, on peut considérer la data visualisation comme une image-interface reliant informatique et sciences humaines. Ces images-interfaces intègrent l'ensemble des sens et non uniquement celui de la vue. Nous pouvons les percevoir comme un environnement à part entière car elles proposent une vision du monde avec ses métaphores esthétiques, éthiques ou encore politiques et sa capacité d'évolution et d'adaptation à un contexte historique (Reyes, 2015).

B. Logiciels

La représentation d'un système complexe passe par l'utilisation d'un logiciel de modélisation. Il en existe de nombreux, seuls deux logiciels en particulier seront exposés ici: le premier, Netlogo, utilisé par nos collègues de l'an dernier et le second, Processing, qui semble offrir davantage de possibilités notamment en termes d'interactivité.

1. NetLogo

NetLogo est une plateforme permettant de coder ainsi que de simuler, contrôler et observer des agents interconnectés via un réseau d'interactions de son propre modèle. Ce logiciel utilise le langage de programmation Logo, développé par Seymour Papert dans les années 1960. Le livre *Systèmes complexes - Une introduction par la pratique* fournit les bases et outils nécessaires à l'utilisation de ce logiciel. NetLogo utilise des outils de data visualisation permettant de suivre l'évolution spatio-temporelle des différents agents et du système dans son ensemble. Ce logiciel utilise des 'patches', agents sédentaires qui occupent une cellule particulière de la grille, laquelle représente l'espace où peuvent se situer les agents sur l'interface graphique. Il y a aussi les 'turtles', agents nomades évoluant sur les 'patches', et les 'links', agents connecteurs reliant deux 'turtles'. Nous pouvons configurer la vitesse de simulation, les dimensions des 'patches' et les couleurs des agents. (Collard et al., 2013). Cependant ce logiciel permet de représenter de manière simple les systèmes complexes, mais ne permet pas d'allier pleinement les différentes caractéristiques de la data visualisation.

2. Processing

Le logiciel Processing est quant à lui un logiciel libre et gratuit de création multimédia développé par deux anciens étudiants du Massachusetts Institute of Technology. Il est le prolongement du projet *Design-By-Numbers*. Sur ce logiciel, il est possible de réaliser des œuvres sonores et visuelles, et ainsi créer des animations en deux ou trois dimensions. Il permet également de concevoir des objets communicants qui interagissent avec leur environnement grâce à des circuits électroniques connectés à des capteurs sonores, thermiques ou même de mouvement. Grâce à ces circuits, il est possible par exemple de créer des interactions comme des images, actionner des objets connectés comme un bras articulé, ou envoyer des messages sur internet (Floss Manuals, 2013).

Par exemple, le projet *Messages vers le futur* d'Everardo Reyes a été programmé à l'aide de ce logiciel. Ce projet a été installé à la Nuit des Chercheurs à l'IUT Bobigny de Paris 13 en septembre 2012. Le public devait publier un message à destination du futur sur Twitter avec le hashtag #messagesFutur et ces messages leur seraient renvoyés dix ans après. Le réseau social Twitter a été choisi pour ses possibilités d'envoi simultané de messages et de recherche de mots clé via l'utilisation du hashtag '#'. L'ensemble des messages publiés étaient ensuite affichés sur un grand écran sous un format en trois dimensions afin de simuler leur voyage dans l'espace et le temps à travers un 'trou de ver', i.e. un raccourci à travers l'espace-temps (voir annexe 4). Ce projet est particulièrement intéressant notamment pour l'interactivité ouverte au public qu'il propose (Reyes, 2019).

Ainsi le logiciel Processing offre davantage d'alternatives que le logiciel NetLogo via ses fonctionnalités de création d'images 2D et 3D, la capture d'un flux vidéo, la génération et la manipulation de son ce qui nous permettra le cas échéant de proposer aux utilisateurs une expérience multisensorielle, nos collègues de l'année dernière s'étant focalisés uniquement sur la vue.

C. Les sens

Une expérience multisensorielle repose sur plusieurs modes sensoriels de perception. Il est communément admis que l'être humain est doté de cinq sens lui permettant d'appréhender le monde qui l'entoure : la vue, l'ouïe, le toucher, l'odorat et le goût. Mais comment fonctionnent-ils et comment sont-ils mis à l'épreuve dans le domaine artistique ?

1. Définition

Le mot 'sens' vient du latin *sensus*, il est apparu dans la langue française grâce à *La chanson de Roland* en 1080. Il signifie d'une manière générale « l'action de sentir ou de percevoir » (Gélard et Sirost, 2010). D'un point de vue physiologique, les sens sont l'ensemble de l'appareillage permettant le traitement spécifique des informations en provenance du monde extérieur; cet appareillage est formé des quatre organes récepteurs spécialisés, auquel s'ajoute le toucher (Valade, 2016).

Nous avons décidé de faire uniquement appel aux sens du toucher, de la vue et de l'ouïe pour notre projet. En effet, le goût et l'odorat sont premièrement plus difficilement exploitables dans le cadre d'une exposition que les trois autres sens mentionnés. De plus, ces deux sens sont propres à chacun, plus encore que les autres sens. Une odeur ou un goût quelconque à une majorité de personnes peut être insoutenable pour d'autres. Cela serait dû à la génétique, comme l'a notamment montré une étude sur la coriandre : le gène OR6A2 qui a une liaison forte avec des composants de savons est surexprimé chez certaines personnes, ce qui leur donne l'impression que la coriandre a un goût de savon (Eriksson et al., 2012).

Le sens du toucher dépend des capteurs tactiles situés sur notre peau, lesquels sont sensibles à la pression et à la température.

Le sens de la vue quant à lui dépend de la rétine qui joue ici le rôle de capteur. En entrant dans l'œil, la lumière active les cônes et les bâtonnets ce qui génère l'envoi de messages électriques par le nerf optique jusqu'au cortex visuel primaire.

Enfin, le sens de l'ouïe dépend du tympan qui capte les sons arrivant dans l'oreille sous forme de vibrations. Ces vibrations sont ensuite transmises à des cellules nerveuses, lesquelles stimulent à leur tour le nerf auditif qui transmet au cortex auditif une image sonore (Fédération pour la Recherche sur le Cerveau, s.d.).

2. Les sens dans l'art

Après cette brève explication physiologique du système sensoriel humain, nous pouvons mieux comprendre l'utilisation de ceux-ci dans l'art. Les sens sont représentés depuis plusieurs centaines d'années, comme dans cet exemple de cinq tableaux *Allégories des cinq sens*, peints par Jan Brueghel l'Ancien et Pierre Paul Rubens en 1617-1618 (annexe 5). Dans cette série, chaque sens est personnifié par un nu féminin, symbole de sensualité, représenté en position de charade et entouré d'objets et d'animaux-attributs. En effet, les artistes avaient coutume de symboliser chaque sens par un animal spécifique : le paon et l'aigle pour la vue, la tortue pour le toucher, le singe pour le goût, le chevreuil pour l'ouïe et le chien pour l'odorat ; ou un objet particulier : un miroir pour la vue, un instrument de

musique pour l'ouïe, une fleur pour l'odorat, un fruit pour le goût et une harpe pour le toucher (Jongeneel, 2016).

Ces représentations visuelles invitent à imaginer que l'on utilise ces sens, comme par exemple dans l'Allégorie de l'odorat, où se présente une multitude de fleurs. Il est possible de sentir le parfum si singulier des fleurs à travers seulement l'observation de cette œuvre. Les sens sont de ce fait étroitement liés les uns aux autres. Nous souhaitons approfondir ces liens sensoriels et l'utilisation qui en a été faite durant les précédentes manifestations d'Artex afin de proposer prochainement une expérience polysensorielle lors de la prochaine exposition.

D. ARTEX

La finalité de notre projet serait de participer à Artex, événement mêlant arts et sciences des systèmes complexes. Cette manifestation organisée par l'Institut des Systèmes Complexes de Paris Île-de-France (ISC-PIF) a lieu tous les deux ans depuis 2014. L'ISC-PIF est une unité de service et de recherche du CNRS créée en 2005. Artex a lieu durant la Fête de la Science et a pour objectif de vulgariser la complexité des systèmes présents tout autour de nous en faisant coopérer artistes et scientifiques. En effet, les systèmes complexes restent de nos jours méconnus pour le grand public et ne demandent qu'à être médiatisés. La dernière édition de 2021 fut riche en diversité et a mis à l'honneur plus d'une quarantaine d'animations sous forme de conférences, expositions, ateliers, démonstrations, installations ou encore performances. Deux exemples de la dernière édition de 2021 seront exposés ici pour leur caractère esthétique, participatif et multisensoriel.

1. Projet *Dispersione* : se rassembler dans la tempête

Le projet *Dispersione* a été créé pour l'AquaGranda Digital Community Memory Archive à Venise. Il a été imaginé suite à l'inondation qui a eu lieu en novembre 2019 à Venise (voir figure 2). Ce projet consiste en une installation vidéo mêlant simulation numérique et visualisation de réseaux, en combinant des données météorologiques et des données issues de twitter permettant à l'observateur de visualiser de façon synchrone l'événement climatique et la réponse humaine. Il reprend les tweets publiés avec le hashtag #acquaalta et joue sur le mouvement de la montée des eaux. Deux systèmes complexes en mouvement y sont donc représentés. Les processus physiques liés au réchauffement climatique sont représentés avec une simulation numérique, où la luminosité indique la force des courants et la couleur leur direction allant du bleu clair au noir. Le bleu en tant que couleur froide signifie problème et malheur d'après le livre de McCandless (voir annexe 1, figure 2). La carte de Venise est représentée en orange, couleur complémentaire du bleu. La dynamique sociale des interactions humaines est représentée sous forme de bulles en réseau: les bulles représentant les individus et les traits entre ces bulles, les messages envoyés entre individus. Dès qu'un message apparaît à l'écran, un son de percussion survient. Le recours simultané à plusieurs sens permet de créer un impact plus fort sur l'observateur. Différents sons s'ajoutent ainsi à ces percussions, comme ceux de la mer, auxquels s'ajoutent progressivement ceux d'une sirène et d'autres sons créant une atmosphère de plus en plus angoissante pour alerter les spectateurs sur l'importance des dégâts climatiques. Cette

métaphore du changement climatique met en évidence l'incapacité des êtres humains à agir. L'intérêt réside véritablement dans les effets à la fois visuels, par la concentration croissante de messages échangés au cours du temps, mais aussi sonores qui permettent de générer un sentiment de peur et d'appréhension de ce qui risque de se produire. Ce projet se distingue par la combinaison efficace entre données concrètes et statistiques afin de les transformer en une partie intégrante d'une œuvre.

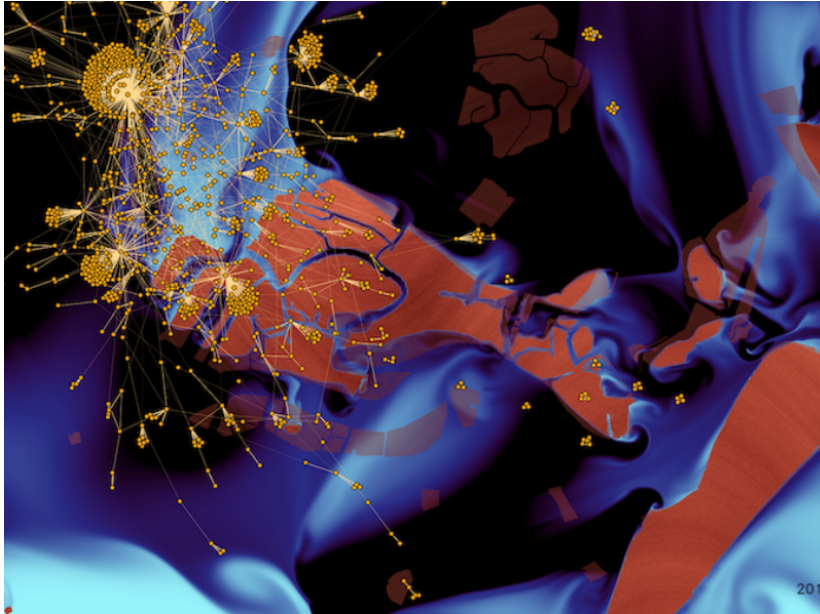


Figure 3 : Projet Dispersione (LP et Pournaki, 2020)

2. Chorégraphies émergentes

La conférence-atelier *chorégraphies émergentes* de Eléonore Bellot invite à souligner les liens entre différentes disciplines que sont la musique, la danse et les sciences: en contribuant eux-mêmes à la création d'un nouvel agencement de groupe, les spectateurs appréhendent plus facilement certaines propriétés des systèmes complexes, notamment celle d'auto-organisation. Cet atelier permet de mettre en évidence la possibilité de s'organiser sans supervision avec uniquement un simple indice de départ (Institut des Systèmes Complexes Paris Île-de-France, s.d.). Cette conférence-atelier participative rappelle qu'il est plus aisé pour un spectateur de se souvenir d'une exposition ou d'un musée où il a pu intervenir, préférentiellement en faisant appel à plusieurs modes sensoriels de perception (vue, ouïe, kinesthésie). Le vécu de ce type d'expérience permet tout à la fois de transmettre des connaissances et concepts complexes mais aussi de les garder en mémoire sur le long terme. Nous aimerions ainsi également et dans la mesure du possible faire participer le spectateur et le faire évoluer dans l'espace en utilisant des technologies permettant de capter les mouvements comme par exemple une kinect.

Pour conclure sur cette partie, ces deux exemples du festival Artex mettent en fin de compte en avant le pouvoir participatif du public dans et face à une œuvre et renvoient à l'idée de 'spect'acteur' qui n'est plus simple témoin ou récepteur d'une oeuvre mais participe à son élaboration et sa co-construction.

Conclusion

Il n'existe pas de définition unique du système complexe. Ce thème revêt plusieurs caractéristiques dont certaines sont récurrentes dans la littérature, telles que la bifurcation, les attracteurs et l'auto-organisation. Nous avons fait le choix de nous focaliser sur ces trois thèmes comme point d'entrée pour l'analyse du précédent rapport qui portait sur le système complexe de dynamique d'opinion. Or le caractère esthétique et inattendu de l'auto-organisation a fait consensus dans le groupe. Il paraît cependant difficile de l'illustrer via le modèle utilisé l'année dernière. Par ailleurs, le recours à la datavisualisation et aux modalités sensorielles permet d'améliorer la lisibilité des données et marquer le public avec davantage d'efficacité. L'examen des logiciels NetLogo et Processing nous conduit a priori au choix du second qui permet d'intégrer le spectateur dans un projet qui devient à la fois dynamique et interactif. Enfin, seul le sens de la vue avait été exploité l'année dernière, nous nous attacherons donc à ouvrir le panel des possibilités en nous servant par exemple de l'ouïe, du mouvement ou de la 3D.

Ces différentes observations nous amènent ainsi à nous orienter, dans la suite de notre projet, vers l'élaboration d'une modélisation artistique et multisensorielle mettant en évidence la notion d'auto-organisation dans les systèmes complexes.

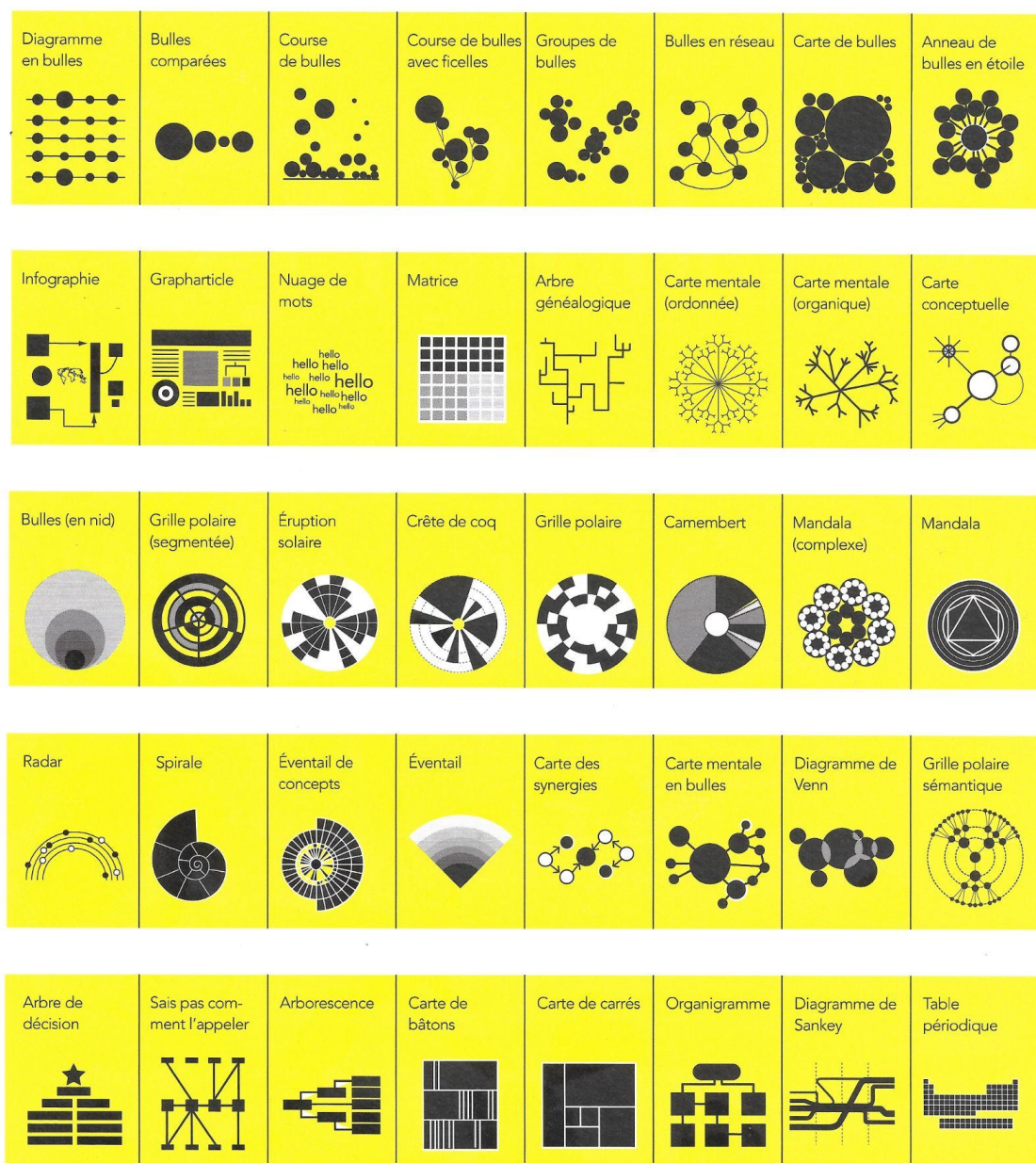
Bibliographie

- Aubry, J., Marais, L., et Rossignon, A. (2022). Projet tutoré M1 SC : Art et Systèmes Complexes.
- Ben-Naim, E., Krapivsky, P. L., et Redner, S. (2003). Bifurcations and patterns in compromise processes. *Physica D: nonlinear phenomena*, 183(3-4), 190-204.
- Camazine, S., Deneubourg, J. L., Franks, N. R., Sneyd, J., Theraula, G., et Bonabeau, E. (2020). Self-organization in biological systems. In *Self-Organization in Biological Systems*. Princeton university press.
- Charrier, R. (2009). *L'intelligence en essaim sous l'angle des systèmes complexes: étude d'un système multi-agent réactif à base d'itérations logistiques couplées* (Doctoral dissertation, Université Nancy 2).
- CNRS, Centre national de la recherche scientifique et Institut des Systèmes Complexes Paris Île-de-France (s.d.) ARTEX. <https://iscpif.fr/artex/>
- Collard, P., Verel, S., et Clergue, M. (2013). *Systèmes complexes - Une introduction par la pratique* (1e éd.). Presses polytechniques et universitaires romandes.
- Crutchfield, J. P., et Young, K. (1989). Inferring statistical complexity. *Physical review letters*, 63(2), 105.
- Deffuant, G., Neau, D., Amblard, F., et Weisbuch, G. (2001). Mixing beliefs among interacting agents. *Advances in Complex Systems*, (3), 11.
- Delahaye, J. P. (2006). *Complexités: aux limites des mathématiques et de l'informatique* (No. hal-00731936).
- Eriksson, N., Wu, S., Do, C.B. et al. (2012). A genetic variant near olfactory receptor genes influences cilantro preference. *Flavour* 1, 22. <https://doi.org/10.1186/2044-7248-1-22>
- Fédération pour la Recherche sur le Cerveau (s.d.). *Les sens*. <https://www.frcneurodon.org/comprendre-le-cerveau/a-la-decouverte-du-cerveau/les-sens/>
- Floss Manuals (12 décembre 2013). *Processing*. <https://fr.flossmanuals.net/processing/introduction/>
- Huez, A. (s.d.). *Qu'est ce que la data visualisation, ou dataviz ? Définition*. <https://www.toucantoco.com/blog/definition-data-visualisation-dataviz>
- Ladyman, J., Lambert, J., et Wiesner, K. (2013). What is a complex system?. *European Journal for Philosophy of Science*, 3(1), 33-67.
- Li Vigni, F. (2020). Le projet épistémique des sciences des systèmes complexes. *Philosophia Scientiæ. Travaux d'histoire et de philosophie des sciences*, (24-1), 181-200.
- Mitchell, M. (2009). *Complexity : A guided tour*. Oxford University Press.
- Dietrich, F. (2017). Analyse et contrôle de systèmes de dynamiques d'opinions (Doctoral dissertation, Université de Lorraine).
- Ferber, J. (1995). Les Systèmes Multi-agents, Vers une intelligence collective. *InterEditions, Paris*, 322.
- Ferber, J. (1997). Les systèmes multi-agents: un aperçu général. *Techniques et sciences informatiques*, 16(8).
- Holovatch, Y., Kenna, R., et Thurner, S. (2017). Complex systems: physics beyond physics. *European Journal of Physics*, 38(2), 023002.
- Jongeneel, E. (2016). Les deux modes picturaux des Allégories des cinq sens. *Revue du Nord*, 416, 557-576. <https://doi.org/10.3917/rdn.416.0557>
- Lloyd, S. (2001). Measures of complexity: a nonexhaustive list. *IEEE Control Systems*

- Magazine*, 21(4), 7-8.
- LP, R., et Pournaki, A. (2020). *Dispersione - L'oeil de l'observateur*.
<https://lodelo.art/dispersione/>
- McCandless, D. (2011) *Datavision*. Robert Laffront.
- Reyes, E. (2015). La datavisualisation comme image-interface. *I2D - Information, données & documents*, 52, 38-39. <https://doi.org/10.3917/i2d.152.0038>
- Reyes, E. (novembre-décembre 2016). *Rothko Viz: Visualizing 201 Paintings by Mark Rothko*. <https://www.ereyes.net/rothkoviz/>
- Reyes-García, E. (2019). L'image-interface: Approche sémio-technique des objets hypermédia (Doctoral dissertation, Paris VIII-Vincennes à Saint-Denis).
- Rosnay, J. D. (1975). Le microscope, vers une vision globale. *Paris: Editions du Seuil*.
- Sayama, H. (2015). *Introduction to the modeling and analysis of complex systems*. Open SUNY Textbooks.
- Simon, H. A. (1990). Sur la complexité des systèmes complexes. *Revue Internationale de systémique*, 4(2), 1990.
- Snowden, D. (2002). Complex acts of knowing: paradox and descriptive self-awareness. *Journal of knowledge management*, 6(2), 100-111.
- Turner, S., Hanel, R., et Klimek, P. (2018). *Introduction to the theory of complex systems*. Oxford University Press.
- Valade, B. (2016). Les cinq sens : diversité et divergences de savoirs désunis. *Hermès, La Revue*, 74, 31-42. <https://doi.org/10.3917/herm.074.0031>
- Von Bertalanffy, L. (2012). *Théorie générale des systèmes* (J.-B. Chabrol, trad.). Paris : Dunod. (Ouvrage original publié en 1968 sous le titre *General System Theory*. New York, NY : Brazziller éd.).
- Wikidata Query Service (consulté le 3 janvier 2023). <https://query.wikidata.org/>

Annexes

Annexe 1 : Exemples de datavisualisation issus du livre *Datavision* de McCandless (2011)



Types de visualisation de l'information

Figure 1 : Types de visualisation de l'information (2011). Extrait de D. McCandless, *Datavision*, p.116

McCandless évoque ici les différents graphiques permettant de représenter tout type de données en fonction du thème, des caractéristiques qualitatives et quantitatives du jeu de données.



Cette figure représente sous la forme d'une grille polaire la signification des couleurs par zone géographique.

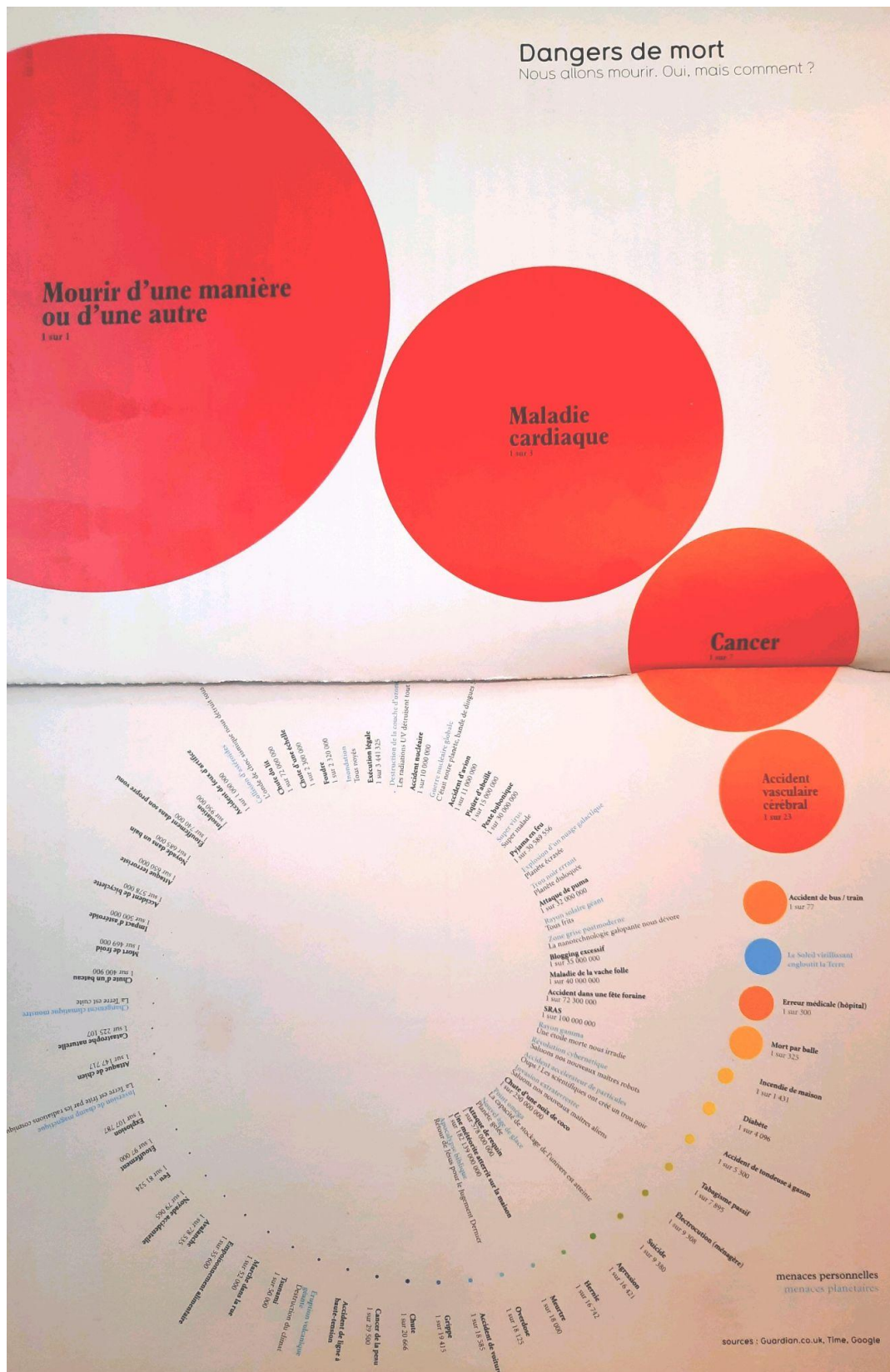


Figure 3 : Danger de morts (2011). Extrait de D. McCandless, *Datavision*, p.116

Les différents dangers de mort en fonction de leur probabilité d'occurrence sont représentés ici sous la forme de bulles comparées rangées en spirale.

Annexe 2 : Projet Rothko Viz permettant de visualiser les tableaux de Mark Rothko de différentes façons.

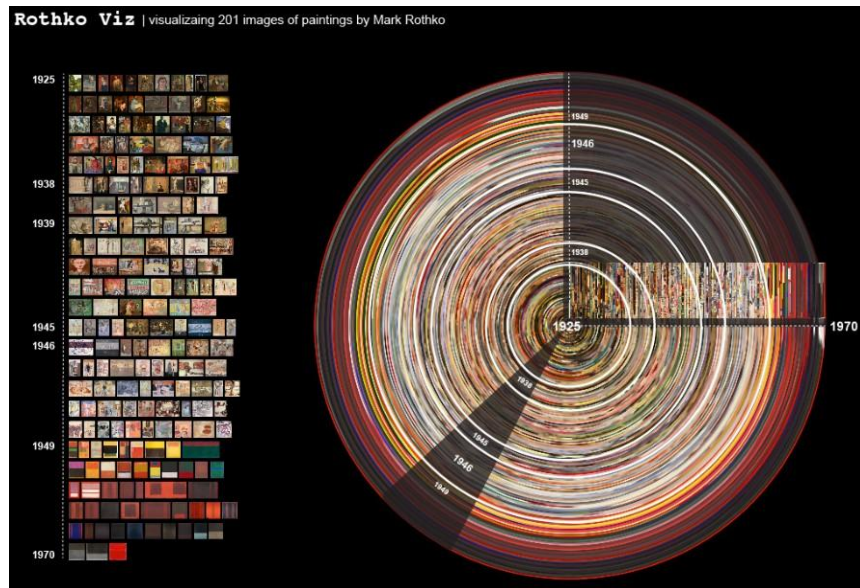


Figure 1 : Reyes, E. (2016) 2D Visualizations : 360 Cartesain Transformation, Rothko Viz
<https://www.ereyes.net/rothkoviz/rothkoViz-360-cartesian.jpg>

Reyes a représenté ici les tableaux de Mark Rothko par année de réalisation. Dans la partie droite, ils sont organisés orthogonalement, puis traités avec une transformation cartésienne à 360° dans la partie droite.

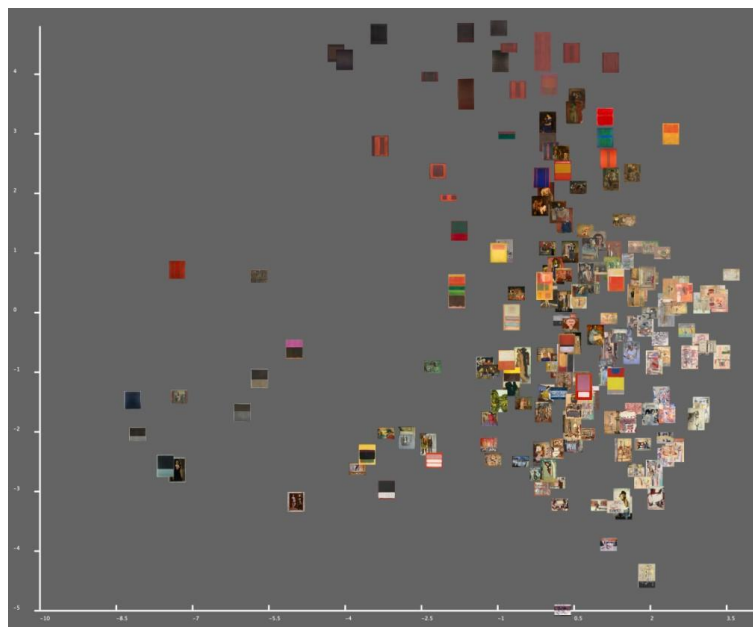


Figure 2 : Reyes, E. (2016) 2D Visualizations : Image Plot, Rothko Viz
<https://www.ereyes.net/rothkoviz/rothkoViz-pca1-pca2.jpg>

Il les a ici représentés sur un graphique après avoir réalisé une ACP.

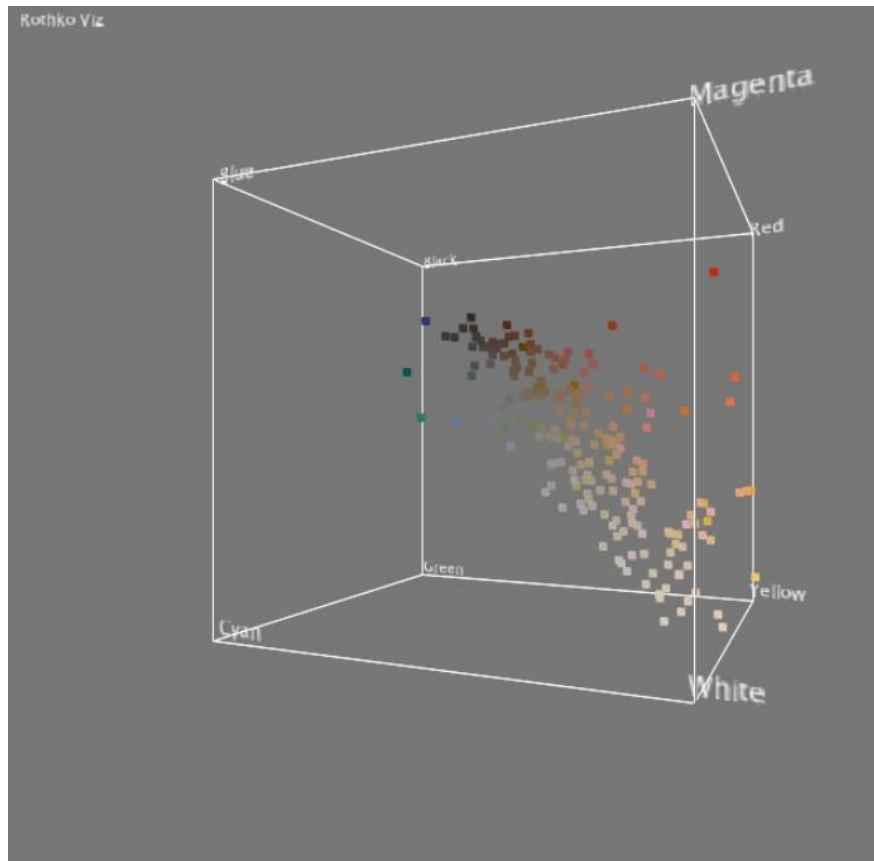
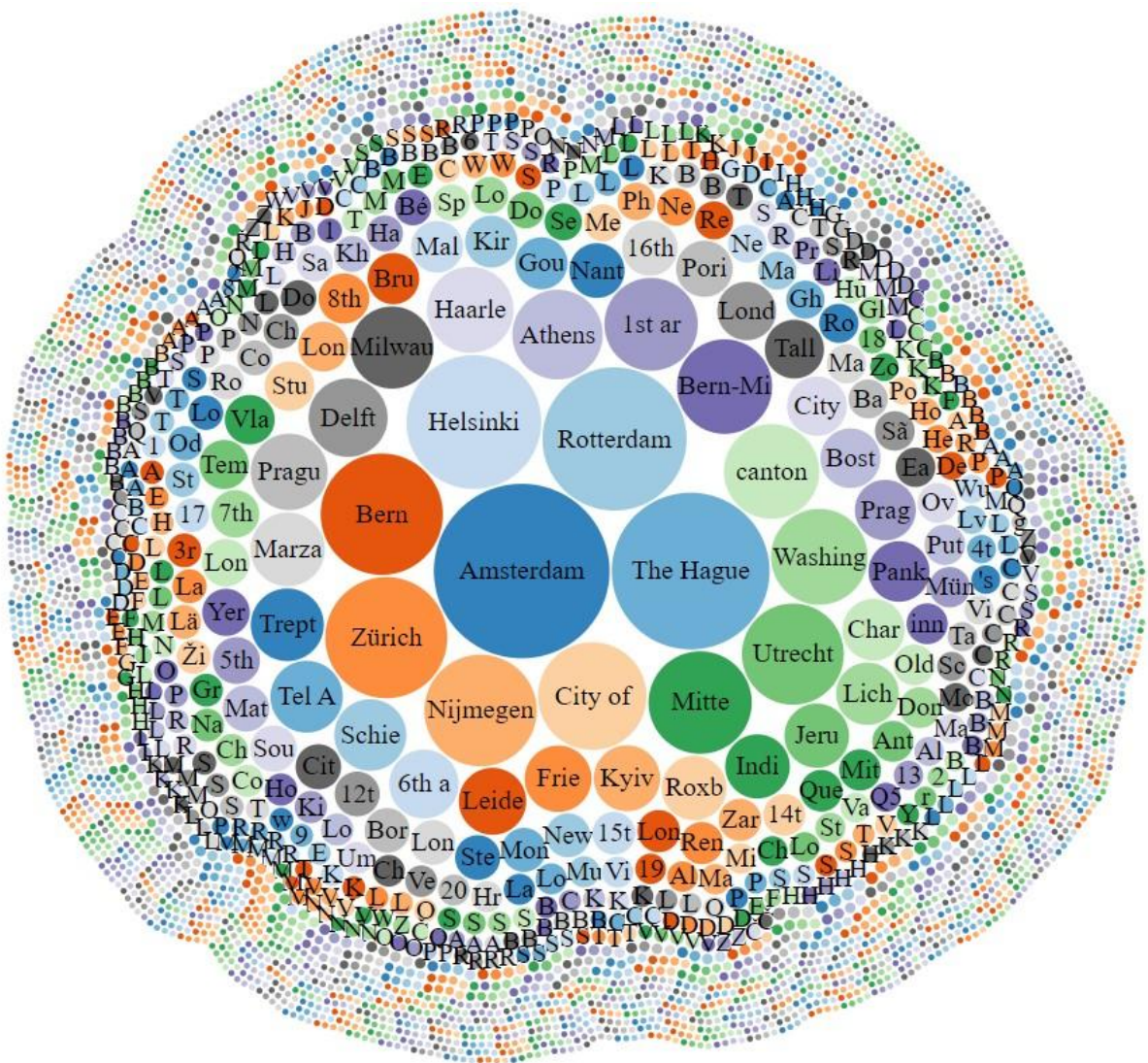


Figure 3 : Reyes, E. (2016) 3D Visualizations : Image Plot, Rothko Viz
<https://www.ereyes.net/rothkoviz/>

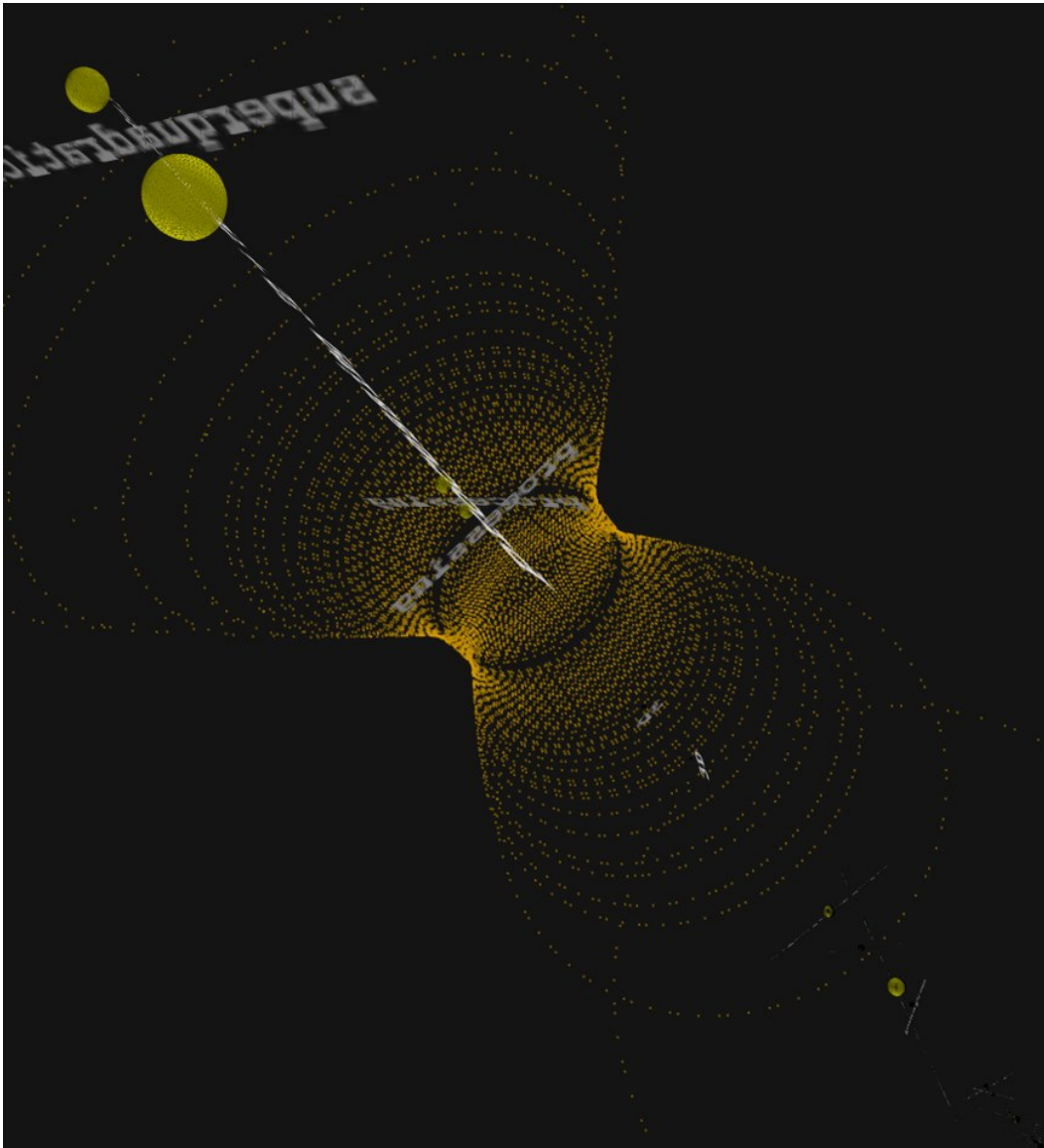
Ce cube en 3D classe les tableaux de Rothko en fonction de leurs couleurs en utilisant leurs valeurs RGB.

Annexe 3



Représentation visuelle du nombre d'oeuvres d'art publiques par lieu géographique, réalisé avec Wikidata Query Service

Annexe 4



Projet message vers le futur (2012). Extrait de Everardo Reyes,
<https://www.ereyes.net/creations.html>

Dans cette création numérique en 3D, les messages envoyés par les utilisateurs à eux-mêmes sont représentés par des sphères pour simuler le voyage dans l'espace-temps à travers un 'trou de ver'

Annexe 5 : Série de cinq tableaux, nommée *Allégories des cinq sens*, peinte par Jan Brueghel l'Ancien et Pierre Paul Rubens entre 1617 et 1618.



Figure 1 : Brueghel L'Ancien, J., Rubens, P. P. (1617-1618). *Allégorie du goût* [huile sur panneau]. Museo Nacional del Prado, Madrid.
<https://www.cairn.info/revue-du-nord-2016-3-page-557.htm>



Figure 2 : Brueghel L'Ancien, J., Rubens, P. P. (1617-1618). *Allégorie de l'odorat* [huile sur panneau]. Museo Nacional del Prado, Madrid.
<https://www.cairn.info/revue-du-nord-2016-3-page-557.htm>



Figure 3 : Brueghel L'Ancien, J., Rubens, P. P. (1617-1618). Allégorie de l'ouïe [huile sur panneau]. Museo Nacional del Prado, Madrid.
<https://www.cairn.info/revue-du-nord-2016-3-page-557.htm>



Figure 4 : Brueghel L'Ancien, J., Rubens, P. P. (1617-1618). Allégorie du toucher [huile sur panneau]. Museo Nacional del Prado, Madrid.
<https://www.cairn.info/revue-du-nord-2016-3-page-557.htm>



Figure 5 : Brueghel L'Ancien, J., Rubens, P. P. (1617-1618). Allégorie de la vue [huile sur panneau]. Museo Nacional del Prado, Madrid.
<https://www.cairn.info/revue-du-nord-2016-3-page-557.htm>