

Les processus sous-jacents à la co-évolution ne sont pas exactement similaires en passant de l'échelle macroscopique à l'échelle mesoscopique, comme le suggèrent nos différentes analyses empiriques : par exemple, les régimes de causalités obtenus à petite échelle pour l'Afrique du Sud en 4.2 sont plus clairs que ceux pour les transactions immobilières et le Grand Paris en 1.2. À l'échelle métropolitaine, les processus de relocalisation sont essentiels pour expliquer l'évolution de la forme urbaine, et ceux-ci peuvent partiellement être attribués aux différentiels d'accessibilité, sachant que l'évolution des réseaux répond quant à elle à des logiques complexes conditionnées par les distributions territoriales. Centralité, densité, accessibilité, autant de propriétés potentiellement impliquées dans les processus co-évolutifs, et propres au concept de forme urbaine.

Nous faisons le choix d'appuyer le rôle de la forme urbaine à l'échelle mesoscopique, et utilisons la morphogenèse urbaine comme paradigme de modélisation de la co-évolution : le couplage fort de la forme urbaine avec le réseau par la co-évolution permet de considérer les fonctions urbaines plus explicitement. Ce chapitre fait suite au chapitre 5, et étend les modèles qui y ont été développés.

Différentes heuristiques de génération de réseau sont comparées dans une première section 7.1, toujours dans un paradigme de couplage simple, afin d'établir les topologies produites par différentes règles.

Cette étape permet d'introduire un modèle de co-évolution par morphogenèse en 7.2, qui est calibré sur les objectifs couplés de morphologie urbaine et de topologie de réseau.

Enfin, nous décrivons en 7.3 un modèle permettant l'exploration de processus complexes pour la croissance du réseau, notamment des processus endogènes de gouvernance impliquant des agents décideurs à l'échelle métropolitaine.

★ ★

★

*Les résultats des deux premières sections de ce chapitre ont été présentés à CCS 2017 comme [RAIMBAULT, 2017c], et paraîtront prochainement de façon synthétique comme chapitre d'ouvrage [RAIMBAULT, 2018a]; la structure du modèle et des résultats préliminaires pour la troisième section ont été présentés à ECTQG 2015 comme [LE NÉCHET et RAIMBAULT, 2015].*

## 7.1 MODÈLES DE CROISSANCE DE RÉSEAU

Nous proposons dans un premier temps d'étudier en détails les processus de croissance de réseau pour l'échelle mesoscopique. L'idée est de comprendre les propriétés intrinsèques des différentes heuristiques de croissance de réseau. Cet exercice est d'une part intéressant en lui-même puisqu'il n'existe pas à notre connaissance de comparaison systématique de modèles de morphogenèse des réseaux spatiaux : si [XIE et LEVINSON, 2009c] propose par exemple une revue du point de vue de l'économie des réseaux, celle-ci ne prend pas en compte certaines disciplines d'une part (voir chapitre 2), et ne compare pas les performances des modèles sur des implémentations dédiées comparables.

### 7.1.1 Comparer les heuristiques de croissance de réseau

Pour la croissance du réseau en tant que telle, de nombreuses heuristiques existent pour générer un réseau sous certaines contraintes. Comme déjà développé précédemment notamment en 2.1, des modèles économiques de croissance de réseau aux heuristiques d'optimisation locale, aux mécanismes géographiques ou à la croissance de réseau biologique, chacun a ses avantages et particularités propres. Nous avons déjà testé en 5.3 une heuristique basée sur la rupture de potentiel d'interaction. Pour pouvoir comparer "toutes choses égales par ailleurs" les différentes heuristiques de génération de réseau, il est nécessaire de les explorer à densité fixée, même si le sens thématique des résultats ne peut avoir de valeur ni sur le temps long, ni pour la co-évolution.

L'importance d'heuristiques pouvant capturer une structure topologique permettant un certain compromis entre performance, congestion et coût, est montrée par des analyses empiriques comme [WHITNEY, 2012] pour les réseaux de métro, qui montre que les motifs d'évolution des corrélations entre degrés témoignent d'une évolution des réseaux vers une telle topologie.

Nous précisons par la suite le cœur du modèle de croissance de réseau ainsi qu'un certain nombre d'heuristiques aux origines variées, comparées dans des conditions similaires par leur intégration à la base commune.

#### *Base du modèle de croissance de réseau*

Un processus commun aux différentes heuristiques constitue le cœur du modèle de croissance de réseau, et fait le pont entre la distribution de densité de population et le réseau. Concrètement, il s'agit d'attribuer des nouveaux centres en fonction de cette densité, et nous

faisons le choix de spécifier ce processus de manière exogène à la croissance de réseau elle-même<sup>1</sup>.

Reprenons le contexte utilisé en 5.3, c'est-à-dire une grille de cellules caractérisées par leur population  $P_i$ , sur laquelle un réseau composé de noeuds et de liens se développe. La distribution de la population sera ici fixe dans le temps  $P_i(t) = P_i(0)$ , et le réseau évolue séquentiellement à partir d'un réseau initial.

Une étape de croissance de réseau est réalisée à intervalles de temps  $t_N$  (paramètre permettant d'ajuster les vitesses respectives d'évolution pour la population et pour le réseau). Elle correspond aux étapes suivantes, dont les deux premières raffinent la logique de [RAIMBAULT, BANOS et DOURSAT, 2014] (qui stipule que des centres de peuplement doivent être connectés au réseau existant de manière basique).

1. Un nombre fixe  $n_N$  de nouveaux noeuds est ajouté. Séquentiellement, la probabilité de recevoir un nouveau noeud est donnée par

$$p_i = \frac{P_i}{P_{\max}} \cdot \frac{\delta_M - \delta_i}{\delta_M}$$

c'est-à-dire qu'un noeud élémentaire correspond à la conjonction des événements : (i) densité élevée de population de la cellule  $P_i$  par rapport à la population maximale par cellule  $P_{\max}$ , (ii) densité de noeuds  $\delta_i$  dans un rayon  $r_n$  faible par rapport à une densité maximale de noeuds  $\delta_M$ . La population des noeuds est re-attribuée à chaque étape par triangulation comme en 5.3.

2. Les nouveaux noeuds sont alors connectés par un nouveau lien, suivant le plus court chemin vers le réseau (raccord perpendiculaire ou avec le sommet le plus proche).
3. Des nouveaux liens sont ajoutés, jusqu'à atteindre un nombre maximal de liens ajoutés  $l_m$ , suivant une heuristique pouvant varier parmi : aucune (pas d'ajouts de liens), aléatoire, rupture de potentiel déterministe (voir 5.3, rupture de potentiel aléatoire [SCHMITT, 2014], coût-bénéfices [LOUF, JENSEN et BARTHELEMY, 2013], génération de réseau biologique (heuristique basée sur [TERO et al., 2010]).

Nous fixons pour simplifier  $r_n = 5$ ,  $\delta_M = 10$  et  $n_N = 20$ , et les paramètres  $t_N$  et  $l_m$  seront variables.

<sup>1</sup> Cette étape intermédiaire se rapproche dans notre cas d'un esprit de modélisation procédurale, puisque la règle implémentée cherche à reproduire une forme sans besoin des processus réels. Cela pose la question de l'équifinalité et de l'existence potentielle de modèles équivalents pour ce sous-modèle ou pour le modèle complet capturant un processus réel correspondant à celle-ci. L'utilisation de multi-modélisation également sur cette étape pourrait être une solution mais les cadres permettant de s'extraire d'un nombre arbitraire de niveaux de stationnarité ou même permettant une autonomie du modèle sur ces choix n'existent pas encore.

*Heuristiques de référence*

Nous considérons deux heuristiques de référence pour mieux situer celles explorées par la suite : celle composée uniquement de la base décrite précédemment, qui produit des réseaux arborescents ; et la génération de réseau aléatoire, qui consiste à créer un nombre fixe  $l_m$  de nouveaux liens entre des sommets choisis aléatoirement, puis à planariser le réseau final<sup>2</sup>.

*Heuristique euclidienne*

Cette heuristique, dont la rationnelle repose sur des idées de rupture de potentiel gravitaire, correspond à la méthode développée en 5.3. Il s'agit d'une méthode proche de celle introduite par [SCHMITT, 2014], sans l'aspect stochastique et pouvant passer à côté de phénomènes de dépendance au chemin, mais plus raffinée dans les mécanismes de potentiels gravitaires.

*Rupture de potentiel aléatoire*

La rupture de potentielle aléatoire est celle utilisée par SimpopNet [SCHMITT, 2014], qui reprend le modèle introduit par [BLUMENFELD-LIEBERTHAL et PORTUGALI, 2010]. À chaque étape, deux villes sont tirées aléatoirement, la première selon une probabilité proportionnelle à  $P_i^{Y_R}$  et la deuxième selon  $V_{i_0j}^{Y_R}$  sachant que  $i_0$  est la première ville tirée et  $V_{ij}$  sont les potentiels gravitaires euclidiens. Si

$$d_N(i_0, j_0)/d(i_0, j_0) > \theta_R$$

c'est-à-dire si le détour relatif par le réseau est supérieur à un paramètre de seuil, un lien est créé entre les deux villes<sup>3</sup>. À chaque pas de temps,  $l_m$  nouveaux liens sont créés selon ce processus. Le réseau final est planarisé.

*Heuristique biologique*

[RAIMBAULT et GONZALEZ, May 2015] explore des applications des modèles de croissance de réseau biologique (*slime mould*), notamment leur capacité à produire de manière émergente des solutions optimales au sens de Pareto pour des indicateurs contradictoires, comme le coût et la robustesse. Le modèle considéré est issu de [TERO et al., 2010].

L'intérêt d'une telle heuristique est confirmé dans certains cas par la réalité des optimisations multi-objectif : [PADEIRO, 2009] (p. 72)

<sup>2</sup> L'algorithme de planarisation consiste en la création de noeuds aux intersections éventuelles de nouveaux liens ("aplatissement" du réseau).

<sup>3</sup> Pour rester comparable aux autres heuristiques qui n'incluent pas de vitesse des liens, les nouveaux liens sont de vitesse 1 et non  $v_0$  comme dans l'implémentation de 6.1.

illustre entre autres le prolongement du métro Parisien à Bobigny dans les années 1970, et la prise en compte des indicateurs de coût, de population desservie, de trafic attendu en heure de pointe, et de temps de trajet moyen.

Le modèle de *slime mould* fonctionne de la façon suivante. Étant donné un réseau initial dont les liens ont des capacités uniformes, un fluide est distribué dans le réseau d'une source à un puit, établissant un flux dans chaque lien. Un équilibre des pressions du fluide aux noeuds du réseau peut être établi, qui correspond à l'état stationnaire pour les flux<sup>4</sup>. Étant donné un équilibre des pressions, les capacités des liens évoluent en fonction du flux traversant. Une itération des équilibres et de l'évolution des tubes permet alors une convergence vers une distribution hiérarchique stable des capacités. Le détail de la procédure est décrit en Annexe A.10, suivant les détails mathématiques développés par [TERO, KOBAYASHI et NAKAGAKI, 2007].

Notre logique est d'utiliser ce mécanisme pour, à un instant donné, déterminer un certain nombre de liens réalisés. Les avantages de l'heuristique que nous allons détailler sont notamment que (i) elle peut être utilisée de manière itérative pour traduire une évolution topologique séquentielle du réseau, en comparaison à la plupart des modèles d'investissement qui font évoluer uniquement les capacités dans le temps ; et (ii) elle traduit des processus d'auto-organisation du réseau, et produit par ailleurs des réseaux optimaux au sens de Pareto pour le coût et la robustesse.

L'application du modèle de slime-mould à la génération de réseau s'effectue de la façon suivante, en s'insérant dans le cadre global décrit précédemment.

1. À partir du réseau existant auquel on ajoute un réseau en grille (diamètres deux fois moindres pour prendre en compte la prépondérance du réseau existant) avec connexion diagonales, et dans lequel on supprime de manière aléatoire 20% des liens pour simuler les perturbations liées à la topologie, nous constituons le support initial dans lequel les flux du slime-mould seront simulés.
2. On procède par itération de générations successives, qui consistent pour  $k$  croissant ( $k \in \{1, 2, 4\}$  en pratique) en les étapes suivantes :
  - étant donné la distribution de la population, on itère  $k \cdot n_b$  fois le modèle de slime mould pour obtenir le réseau émergent par convergence des capacités ;
  - les liens de capacité inférieure à un paramètre de seuil  $\theta_b$  sont supprimés ;

<sup>4</sup> Plus précisément, le problème est équivalent à un système d'équations linéaire électrostatiques qu'il suffit de résoudre.

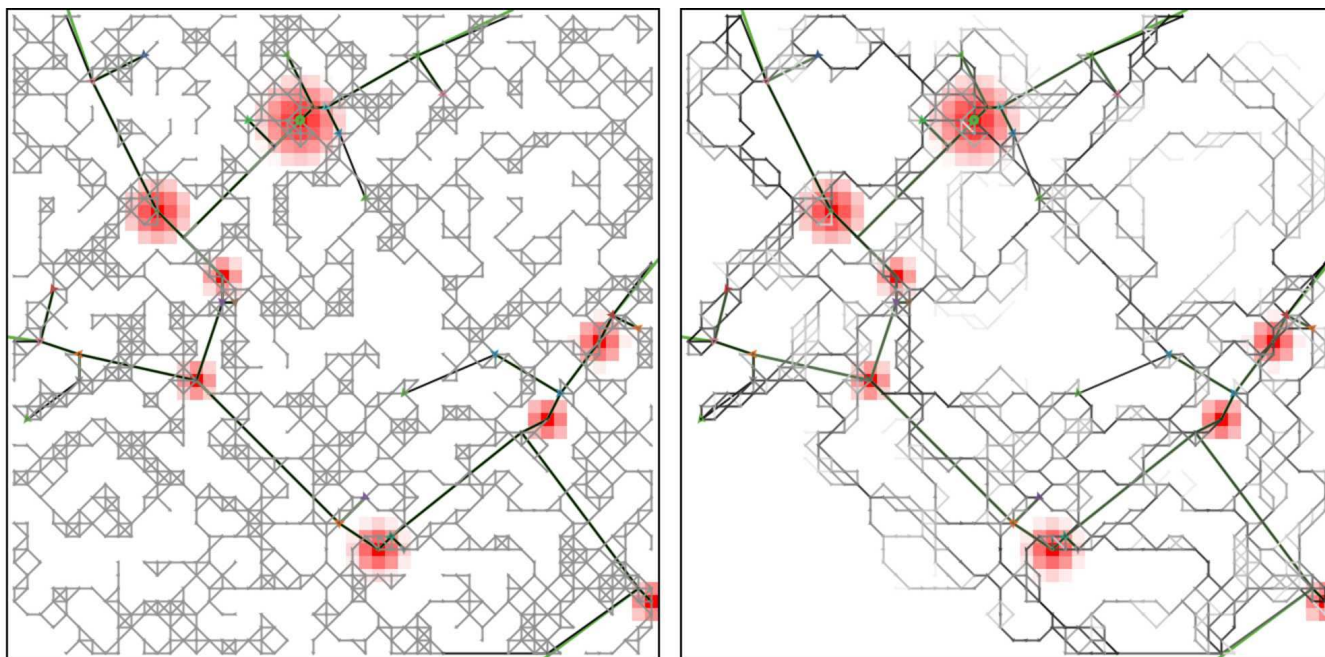


FIGURE 53 : **Heuristique biologique pour la generation de réseau.** Cet exemple de visualisation illustre les étapes intermédiaires pour l'ajout de lien. (Gauche) le réseau semi-aléatoire initial dans lequel le *slime mould* est lancé; (Droite) Même réseau après 80 itérations du *slime mould*, l'épaisseur des liens donnant la capacité.

- la plus grande composante connexe est conservée.

3. Le réseau final est simplifié<sup>5</sup> et planarisé.

Nous illustrons en Fig. 53 deux étapes de ce processus de génération, montrant la structure de base sur lequel le modèle d'auto-renforcement est lancé, et la convergence des capacités des liens après un certain nombre d'étapes.

#### *Evaluation coûts-bénéfices*

La notion de coût n'est pas présente de manière explicite dans l'ensemble des heuristiques de croissance présentées jusqu'ici - elle l'est de manière implicite dans les potentiels de gravité par le paramètre d'atténuation de la distance, ainsi que dans le *slime-mould* puisque celui-ci génère des réseaux compromis entre robustesse et coût. Nous ajoutons donc une heuristique simple qui est centrée sur le coût des tronçons de réseau lors de leur extension. Il s'agit de celle étudiée par [LOUF, JENSEN et BARTHELEMY, 2013], qui se base sur des arguments d'économie des transports. Suivant une logique d'analyse coûts-bénéfices par les acteurs du développement du réseau, les liens

<sup>5</sup> L'algorithme de simplification consiste en un remplacement des séquences de liens dont les sommets hors extrémités ont tous degré 2 par un lien unique.



TABLE 16 : **Résumé des paramètres de croissance de réseau pour l'ensemble des heuristiques.** Nous donnons également les processus correspondants, les bornes typiques de variation et leur valeur par défaut.

Heuristique	Paramètre	Nom	Processus	Domaine	Défaut
Base	$l_m$	liens ajoutés	croissance	$[0; 100]$	10
	$d_G$	distance gravitaire	potentiel	$]0; 5000]$	500
	$d_0$	forme gravitaire	potentiel	$]0; 10]$	2
	$k_h$	poids gravitaire	potentiel	$[0; 1]$	0.5
	$\gamma_G$	hiérarchie gravitaire	potentiel	$[0.1; 4]$	1.5
Rupture aléatoire	$\gamma_R$	hiérarchie aléatoire	hiérarchie	$[0.1; 4]$	1.5
	$\theta_R$	seuil aléatoire	rupture	$[1; 5]$	2
Coût-Bénéfices	$\lambda$	seuil aléatoire	compromis	$[0; 0.1]$	0.05
Biologique	$n_b$	itérations	convergence	$[40; 100]$	50
	$\theta_b$	seuil biologique	seuil	$[0.1; 1.0]$	0.5

sont réalisés séquentiellement pour les couples de villes non connectées ayant un coût minimal, avec un coût de la forme  $d_{ij} - \lambda/V_{ij}$ , où le paramètre  $\lambda$  est le compromis entre coût de construction et gain de potentiel connecté.

#### Paramètres

Nous résumons les paramètres que nous ferons varier par la suite en Table 16. Un “paramètre” supplémentaire, ou plutôt un méta-paramètre, est le choix de l’heuristique pour l’ajout des liens.

#### 7.1.2 Résultats

##### Initialisation du modèle

Le modèle est initialisé sur configurations synthétiques ou semi-synthétiques, avec une grille de taille  $N = 50$ , selon les étapes suivantes.

1. La densité de population est initialisée soit par mélange d’exponentielles, dont les centres (noeuds du réseau) suivent la configuration d’un système de ville synthétique comme fait en 6.1 ; soit à partir d’une configuration réelle extraite du raster de densité pour la France. Nous utiliserons la deuxième option dans les explorations systématiques ici.
2. Dans le second cas, un nombre fixe de noeud du réseau sont générés et localisés de manière préférentielle selon la densité (voir 5.3)<sup>6</sup>. Nous n’initialisons pas sur réseau réel puisqu’il s’agira

<sup>6</sup> Pour éviter les effets de bord d’un réseau n’ayant aucune connexion avec l’extérieur, nous ajoutons un nombre fixe  $n_e$  de noeuds (que nous prenons  $n_e = 6$ ) à des points aléatoires sur le bord du monde.

de la cible de calibration, mais imposons un squelette initial synthétique pouvant être interprété comme un réseau archaïque.

3. Un réseau initial est créé par connection des noeuds comme détaillé en 5.3.

### *Réseaux générés*

Une illustration visuelle des différentes topologies générées est donnée en Fig 54 pour une configuration de densité synthétique. Cela permet de comparer les particularités de chacune des heuristiques. Par exemple, les liens formés par la rupture aléatoire en comparaison à la rupture déterministe témoignent de la dépendance au chemin et produisent un réseau moins redondant, tandis que la rupture déterministe renforce le lien le plus fort entre les deux grandes villes proches. L'heuristique basée sur le coût donne des réseaux denses de manière très localisées, mais évite les liens trop longs. Enfin, l'heuristique biologique produit un maillage dense dans la sous-région où les interactions sont les plus fortes.

### *Plan d'expérience*

Détaillons un plan d'expérience pour explorer l'espace des réseaux générés par les différentes heuristiques. La génération de réseau est faite à densité de population constante, sur configurations réelles classifiées morphologiquement en 4.1. Nous considérons 50 grilles réelles de densité, correspondant à des zones en France, classées dans 5 classes morphologiques. La description de celles-ci est donnée en Annexe A.10, et montre qu'elle couvrent un ensemble de morphologies allant d'établissements très localisés et dispersés à des structures polycentriques, et des configurations intermédiaires.

Étant donné les plages de paramètres données précédemment pour chacune des heuristiques, nous comparons l'espace faisable pour une exploration basique en criblage LHS de l'espace des paramètres, pour l'ensemble des grilles de densité, avec 5 répétitions par point de paramètre<sup>7</sup>.

### *Topologies obtenues*

Les réseaux sont caractérisés ici par les indicateurs suivants : centralité de chemin moyenne  $\bar{b}_w$  et centralité de proximité moyenne  $\bar{c}_l$ , diamètre  $r$ , longueur moyenne de chemin  $\bar{l}$ , vitesse relative  $v_0$ . Pour visualiser les espaces faisables et les comparer aux réseaux réels par la suite, nous réduisons l'espace dans un hyperplan principal, à partir

<sup>7</sup> Correspondant à environ 240000 répétitions du modèle. Le jeu de données issu des simulations est disponible à <http://dx.doi.org/10.7910/DVN/0BQ4CS>.



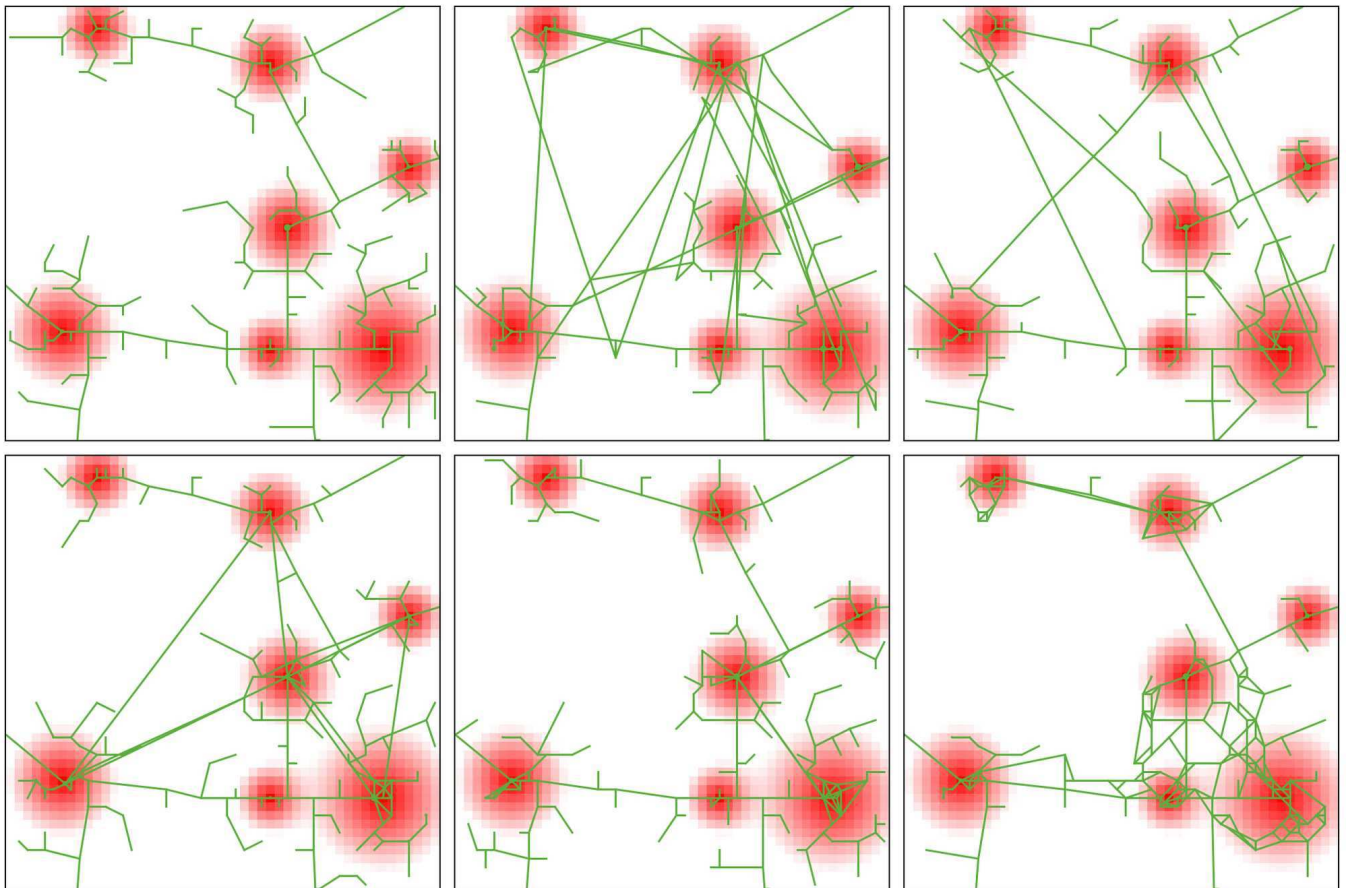


FIGURE 54 : **Exemples de réseaux obtenus par les différentes heuristiques.** Les réseaux sont obtenus pour une même configuration de densité composée de 7 centres, et du même réseau initial les reliant. Nous prenons  $l_m = 10$  et fixons la taille finale à 200 noeuds. Les paramètres gravitaires sont  $d_G = 2000$ ,  $d_0 = 3$ ,  $\gamma_G = 0.3$ ,  $k_h = 0.6$ . Dans l'ordre de gauche à droite et de haut en bas : réseau par connexion seule; réseau aléatoire; rupture de potentiel aléatoire avec  $\gamma_R = 2$  et  $\theta_R = 1.6$ ; rupture de potentiel déterministe; coût bénéfice avec  $\lambda = 0.009$ ; biologique avec  $n_b = 50$  et  $\theta_b = 0.6$ .

des points obtenus dans les simulations. Les deux premières composantes s'interprètent de la façon suivante<sup>8</sup> : la première va caractériser des réseaux où les chemins sont courts, tandis que la deuxième exprime des réseaux à distance moyenne plus grande, donc plus étalés, mais plus efficaces.

Le nuage de points de l'espace topologique faisable, obtenu avec le plan d'expérience décrit ci-dessus, est donné en Fig. 55. La couverture est permise par la complémentarité des différents nuages pour chaque heuristique. Par exemple, l'heuristique aléatoire est à l'opposée complète de l'heuristique de référence le long de la première composante : le réseau arborescent de référence induit logiquement un plus grand nombre de détours, et donc des chemins plus longs. La rupture aléatoire permet de couvrir une grande plage sur PC1 et occupe une place privilégiée pour les faibles valeurs de PC2.

Pour mieux comprendre la complémentarité des approches, nous pouvons quantifier l'intersection des nuages de points de la Fig. 55 par une méthode simple : en divisant le plan en une grille (qu'on prend de taille 20x20), les proportions  $p_{ij}$  de points de chaque heuristique  $j$  pour chaque cellule  $i$  peuvent être agrégées en un indice de concentration  $h = \sum_i p_i^2$  (indice de Herfindhal) dont la distribution décrit les équilibres entre heuristiques dans les régions de l'espace. Nous obtenons pour les cellules un premier quartile à 0.54, une médiane à 0.76 et un troisième quartile à 1. Pour comparaison, dans le cas de deux types de points seulement, une répartition 65-35% donne un indice de 0.55 et une répartition 85-15% un indice de 0.75, ce qui veut dire qu'au moins la moitié des cellules ont plus de trois quarts de points dans une unique catégorie. Cela confirme la conclusion de forte complémentarité des heuristiques.

#### *Comparaison aux réseaux réels*

Nous utilisons les mesures sur réseaux routiers réels obtenues en 4.1 pour calculer une distance des configurations générées aux configurations observées, en considérant les réseaux réels correspondant aux configurations de densité utilisées pour l'initialisation. Nous prenons pour un point de paramètre le minimum de distance euclidienne sur les vecteurs d'indicateurs pour l'ensemble des points réels<sup>9</sup>. Cette comparaison est possible car les indicateurs sont normalisés, et les indicateurs sur réseaux réels sont comparables aux indicateurs sur réseaux synthétiques.

8 Leur composition est donnée par :  $PC1 = -0.51\bar{b}w - 0.45\bar{l} + 0.57v_0 - 0.43r + 0.05\bar{c}l$  et  $PC2 = -0.45\bar{b}w + 0.17\bar{l} + 0.33v_0 + 0.8r + 0.1\bar{c}l$ .

9 C'est-à-dire si  $d(1,2) = \sqrt{(\bar{b}w_1 - \bar{b}w_2)^2 + (\bar{c}l_1 - \bar{c}l_2)^2 + (\bar{l}_1 - \bar{l}_2)^2}$ , on considère  $d_{\min} = \min_j d(S, R_j)$  si  $S$  est le point simulé et  $R_j$  l'ensemble des points réels. Nous conservons ici uniquement les indicateurs  $\bar{b}w$ ,  $\bar{c}l$  et  $\bar{l}$ , pour des raisons de normalisation.

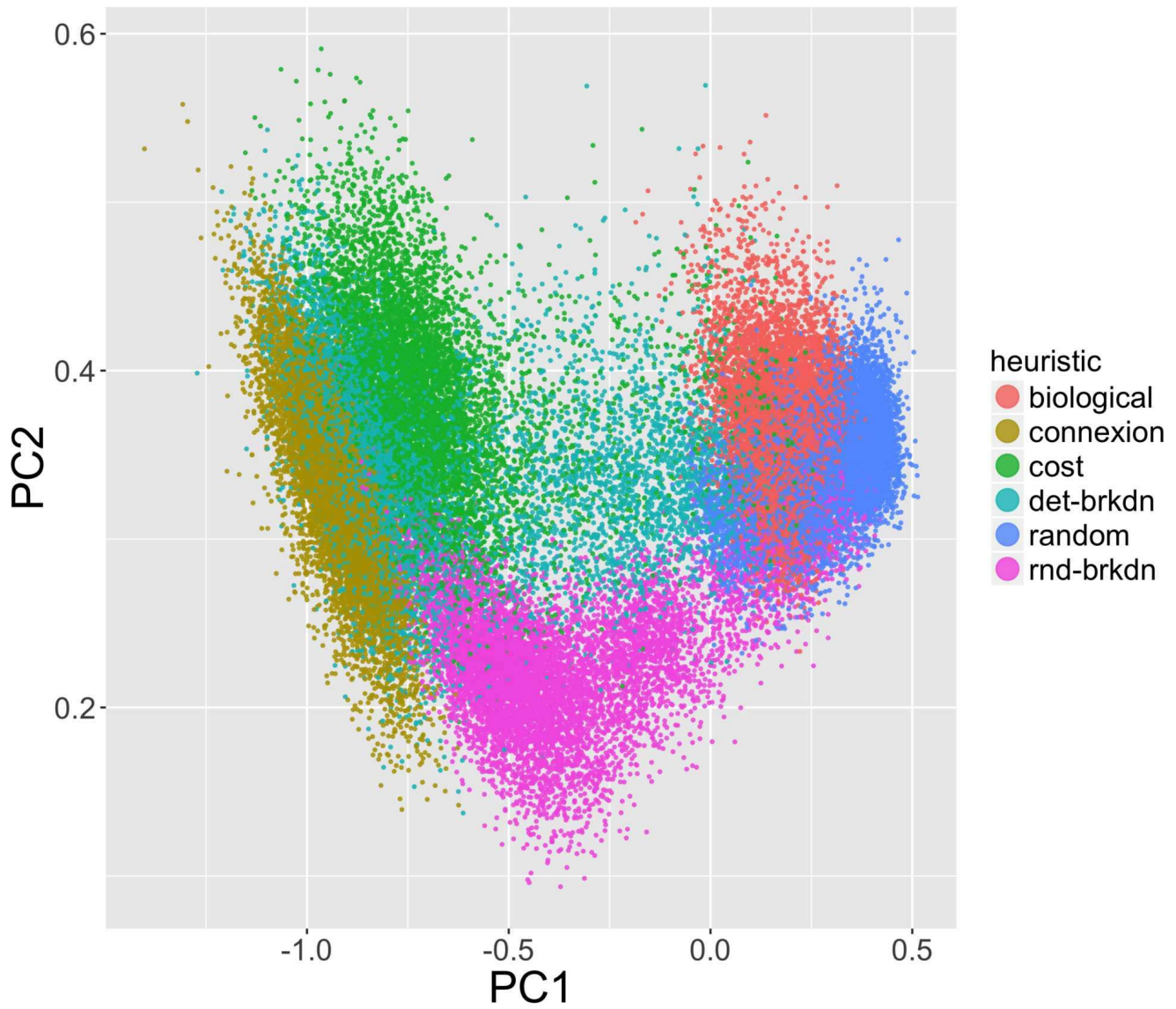


FIGURE 55 : **Espace topologique faisable pour les différentes heuristiques de génération.** Les nuages de points couvrent des régions complémentaires de l'espace topologique, la couleur donnant l'heuristique : biologique (biological), référence (connexion), coûts-bénéfices (cost), rupture déterministe (det-brkdn), aléatoire (random) et rupture aléatoire (rnd-brkdn). La même figure conditionnée à la classe morphologique de densité est donnée en Appendice A.10.

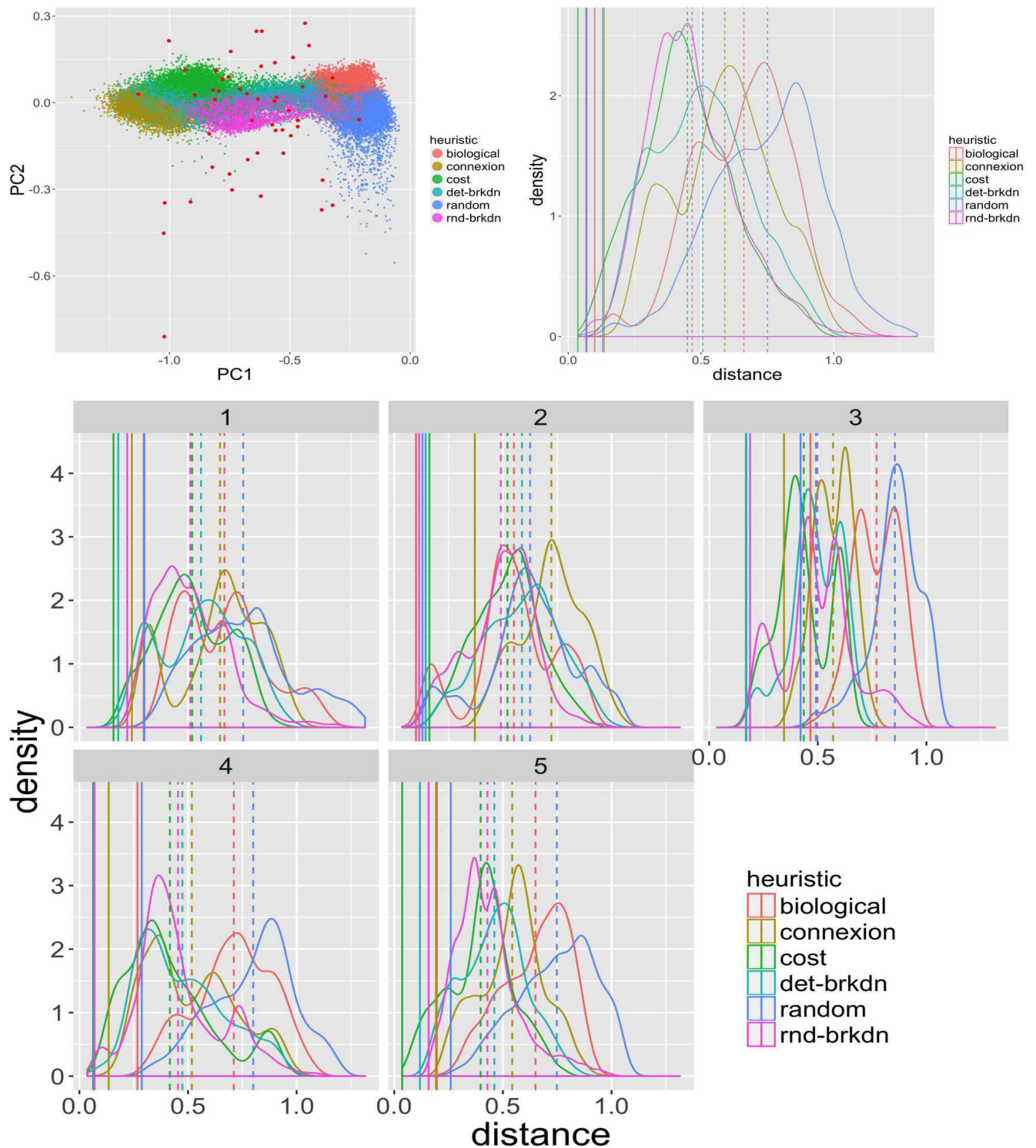


FIGURE 56 : **Comparaison aux réseaux réels.** (*Haut Gauche*) Nuage de point des configurations simulées (couleur en légende) et des configurations réelles (en rouge), dans un plan principal tel que  $PC1 = 0.12\bar{b}w - 0.09\bar{c}l + 0.98\bar{l}$  et  $PC2 = -0.20\bar{b}w - 0.97\bar{c}l - 0.06\bar{l}$ . (*Haut Droite*) Distribution des distances  $d_{\min}$  pour l'ensemble des points simulés, par heuristique (couleur). Les lignes verticales pointillées donnent la moyenne et les lignes solides le minimum pour chaque distribution. (*Bas*) Mêmes histogrammes, conditionnés par classe morphologique pour la distribution de densité.



Les résultats de comparaison aux points réels sont donnés en Fig. 56. Nous donnons une représentation en nuage de points et les histogrammes de distribution des distances, sur l'ensemble des grilles et par classe morphologique. On constate qu'une dizaine de configurations réelles (1/5ème) se retrouvent à grande distance du nuage de points simulés, mais que les autres tombent à distance faible ou à l'intérieur du nuage de point. Encore une fois, les différentes heuristiques sont complémentaires pour approcher un plus grand nombre de points. Concernant les distances, l'aléatoire est le plus mauvais en termes de mode et de moyenne, suivi par le biologique, la référence (connection), la rupture déterministe puis la rupture aléatoire et le coût qui sont à peu près équivalentes. Elles réalisent toutes des distances minimales très faibles.

En conditionnant par les classes morphologiques, nous voyons que les classes 3, 4 et 5 donnent le plus de difficultés à l'ensemble des heuristiques en termes de minimum - or il s'agit des configurations avec établissements très localisés ou population diffuse (voir A.10) : il est donc plus facile de reproduire les configurations réelles de réseau dans le cas de structures polycentriques. Dans tous les cas, l'heuristique biologique est peu performante, mais il n'est pas directement possible de savoir si cela est dû à sa sous-exploration et aux paramètres fixés ou à sa dynamique intrinsèque.

### 7.1.3 Discussion

Si le modèle slime-mould est capable de conduire de manière simplifiée à une génération de réseaux robustes, son utilisation pour la planification a été mise en question, notamment pour sa non prise en compte de facteurs extérieurs et de l'environnement urbain [ADAMATZKY et JONES, 2010]. Nos résultats semblent confirmer ces analyses, puisque cette heuristique est la moins performante au sens de la distance aux réseaux réels.

Nous avons donc exploré et comparé différentes heuristiques de génération de réseau, à densité fixée. Nous en retirons les enseignements suivants.

- Les différents modèles produisent des réseaux qui apparaissent complémentaires dans un espace d'indicateurs.
- De même, ils sont complémentaires pour s'approcher des configurations des réseaux réels, tout en présentant des performances différentes. Des configurations de densité très localisées ou diffuses correspondent à des réseaux plus difficiles à reproduire, en comparaison aux structures polycentriques.



Disposant de ces modèles de croissance de réseau, nous allons pouvoir les utiliser en couplage avec un modèle de densité, afin de développer un modèle de co-évolution à l'échelle mesoscopique, qui fera l'objet de la section suivante.



## 7.2 CO-ÉVOLUTION À L'ÉCHELLE MESOSCOPIQUE

Les établissements urbains et les réseaux de transport ont été montrés comme co-évolutifs, dans les différentes approches thématiques, empiriques, et de modélisation des systèmes territoriaux développées jusqu'ici. Comme on l'a vu, les approches modélisant ces interactions dynamiques entre réseaux et territoires sont peu développées. Nous proposons dans cette section de réaliser une première entrée à une échelle intermédiaire, en s'intéressant aux propriétés morphologiques et fonctionnelles des systèmes territoriaux de manière stylisée. Nous introduisons un modèle dynamique et stochastique de morphogenèse urbaine qui couple l'évolution de la densité de population dans les cellules d'une grille avec l'évolution d'un réseau routier.

### 7.2.1 Description du modèle

#### *Structure générale*

Les principes généraux du modèle sont les suivants. Avec un taux de croissance global fixé, une nouvelle population s'agrège préférentiellement à un potentiel local, dont la dépendance à diverses variables explicatives est contrôlée par des paramètres. Celles-ci sont la densité locale, la distance au réseau, les mesures de centralité dans le réseau et l'accessibilité généralisée. [RUI et BAN, 2014] montre dans le cas de Stockholm la très forte corrélation entre mesures de centralité et le type d'usage du sol, ce qui confirme l'importance de considérer les centralités comme variables explicatives pour le modèle à cette échelle. Nous généralisons ainsi le modèle de morphogenèse étudié dans 5.2, avec des mécanismes d'agrégation similaires à ceux utilisés par [RAIMBAULT, BANOS et DOURSAT, 2014]. Une diffusion continue de la population complète l'agrégation pour traduire les processus de répulsion généralement dus à la congestion. À cause des différentes échelles de temps impliquées dans l'évolution de l'environnement urbain et des réseaux, le réseau croît à pas de temps fixés, suivant le sous-modèle développé en 7.1 : une première règle fixe assure la connectivité des cellules nouvellement peuplées au réseau existant. Les différentes heuristiques de génération de réseau sont ensuite incluses dans le modèle. Nous nous attendons à une complémentarité de celles-ci, puisque par exemple le modèle gravitaire sera plus typique d'une évolution de réseau planifiée, tandis que le modèle biologique traduit des processus auto-organisés de croissance de réseau. La Fig. 57 résume la structure générale du modèle de morphogenèse.

#### *Formalisation*

Le modèle est basé sur une grille carrée de population de côté  $N$ , dont les cellules sont définies par les populations ( $P_i$ ). Un réseau routier



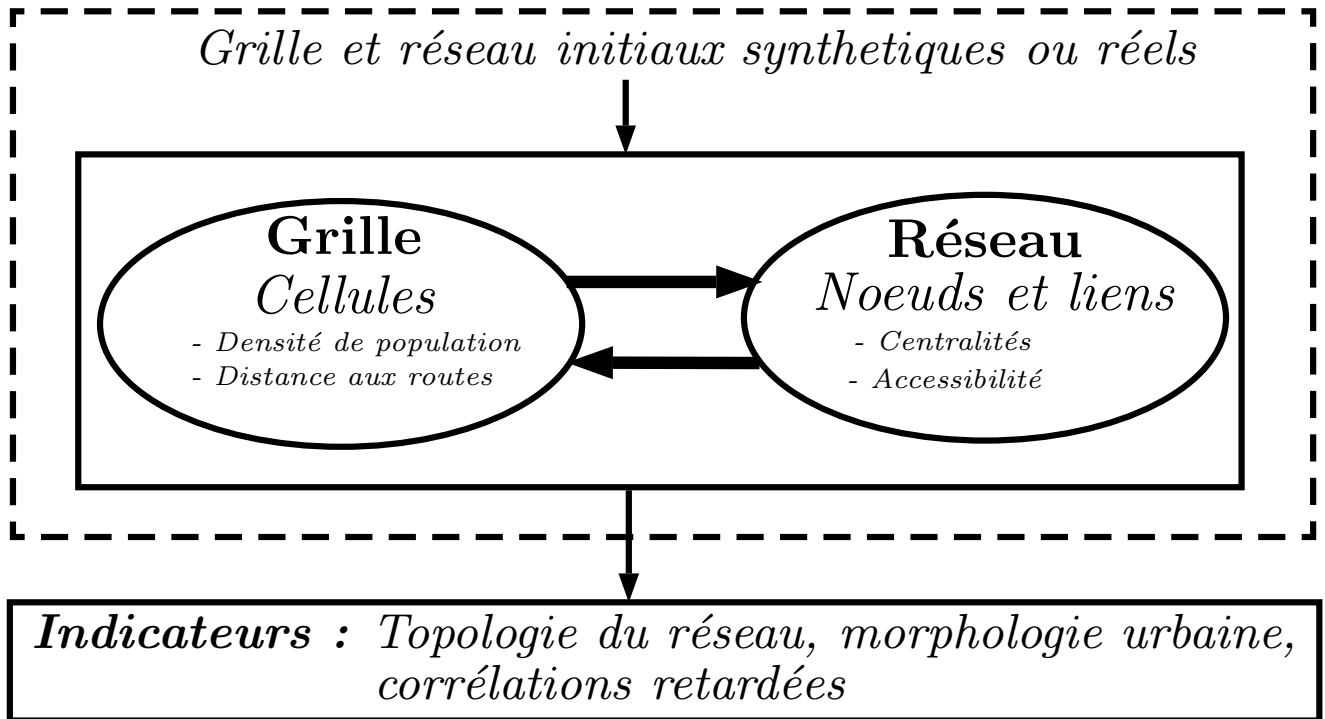


FIGURE 57 : Structure du modèle de co-évolution à l'échelle mesoscopique.

s'y superpose de la même manière qu'en 7.1. Nous supposons une distribution de population à l'instant initial ainsi qu'un réseau.

L'évolution des densités se base sur une fonction d'utilité, influencée par des caractéristiques locales de la forme et de la fonction urbaine, que l'on appelle *variables explicatives*. Soit  $x_k(i)$  une variable explicative locale pour la cellule  $i$ , qui sera parmi les variables suivantes :

- population  $P_i$  ;
- proximité aux routes<sup>10</sup> ;
- centralité de chemin ;
- centralité de proximité ;
- accessibilité.

Pour les trois dernières, celles-ci sont définies comme précédemment pour les noeuds du réseau, puis associées aux cellules en prenant la valeur du noeud le plus proche, pondérée par une fonction décroissante en fonction de la distance à celui-ci<sup>11</sup>. Nous considérons alors

<sup>10</sup> Prise sous la forme  $\exp(-d/d_n)$  avec  $d$  distance par projection sur la route la plus proche, et  $d_n = 10$  fixé.

<sup>11</sup> C'est-à-dire de la forme  $x_k = x_k^{(n)}(\operatorname{argmin}_j d(i, j)) \cdot \exp(-\min_j d(i, j)/d_0)$ , avec  $x_k^{(n)}$  variable correspondante pour les noeuds, l'indice  $j$  étant pris sur l'ensemble des

les variables explicatives normalisées définies par  $\tilde{x}_k(i) = x_k(i) - \min_j x_k(j) / (\max_j x_k(j) - \min_j x_k(j))$ .

L'utilité d'une cellule est alors donnée par une agrégation linéaire<sup>12</sup>

$$U_i = \sum_k w_k \cdot \tilde{x}_k(i) \quad (17)$$

où les  $\tilde{x}_k$  sont les variables explicatives locales normalisées, et  $w_k$  des paramètres de poids, qui permettent de pondérer les différentes influences.

Un pas de temps d'évolution du modèle comporte alors les étapes suivantes.

1. Évolution de la population selon des règles similaires au modèle de morphogenèse développé en 5.2. Étant donné un taux de croissance exogène  $N_G$ , les individus sont ajoutés de manière indépendante suivant une agrégation faite selon la probabilité  $U_i^\alpha / \sum_k U_k^\alpha$ , suivie d'une diffusion aux voisins de force  $\beta$ , effectuée  $n_d$  fois.
2. Croissance du réseau selon les règles décrites en 7.1, sachant que celle-ci a lieu si le pas de temps est un multiple d'un paramètre  $t_N$ , qui permet d'intégrer un différentiel d'échelles temporelles entre la croissance de la population et celle du réseau.

L'agrégation selon une puissance de l'utilité permet une flexibilité dans le problème d'optimisation sous-jacent, puisque comme le rappelle [JOSSELIN et CILIGOT-TRAVAIN, 2013] l'utilisation de différentes normes dans les problèmes de localisation spatiale optimale correspond à des logiques d'optimisation différentes.

Les paramètres du modèle que nous ferons varier sont donc :

- les paramètres d'agrégation-diffusion  $\alpha, \beta, N_g, n_d$ , résumés en Table 14;
- les paramètres de poids des variables explicatives  $w_k$ , au nombre de 4, compris dans  $[0; 1]$ ;
- les paramètres de croissance de réseau des différentes heuristiques, résumés en Table 16.

Les indicateurs de sortie du modèle sont les indicateurs de morphologie urbaine, les indicateurs topologiques du réseau, et les corrélations retardées entre les différentes variables explicatives.

---

noeuds, et le paramètre de décroissance  $d_0$  étant dans notre cas fixé à  $d_0 = 1$  pour garder la caractéristique que les variables de réseau sont essentiellement significatives à des distances proches de celui-ci.

<sup>12</sup> Une alternative étant par exemple une fonction de Cobb-Douglas, qui revient à une agrégation linéaire sur les logarithmes des variables.

### 7.2.2 Résultats

#### Implémentation

Le modèle est implémenté en NetLogo, vu l'hétérogénéité des aspects à prendre en compte, et ce langage se montrant particulièrement efficace pour coupler une grille de cellules à un réseau. Les indicateurs de morphologie urbaine sont calculés grâce à une extension NetLogo spécifiquement développée (voir Annexe E).

#### Plan d'expérience

Nous proposons de nous concentrer sur la capacité du modèle à capturer les relations entre réseaux et territoires, et en particulier la co-évolution. Pour cela, nous chercherons si (i) le modèle est capable de reproduire, en plus des indicateurs de forme, les matrices de corrélations statiques calculées en 4.1; et (ii) le modèle produit une variété de relations dynamiques au sens des régimes de causalité développés en 4.2.

Le modèle est initialisé sur configurations entièrement synthétiques, avec une taille de grille 50. Les configurations sont générées par mélange d'exponentielles d'une manière similaire à [ANAS, ARNOTT et SMALL, 1998] :  $N_c = 8$  centres sont localisés de manière aléatoire, et une population leur est attribuée selon une loi d'échelle  $P_i = P_0 \cdot (i + 1)^{-\alpha_s}$  avec  $\alpha_s = 0.8$  et  $P_0 = 200$ . La population de chaque centre est distribuée à l'ensemble des cellules avec un noyau exponentiel de forme  $d(r) = P_{\max} \exp(-r/r_0)$  où le paramètre  $r_0$  est déterminé pour fixer la population à  $P_i$ , avec  $P_{\max} = 20$  (densité au centre)<sup>13</sup>. Le squelette de réseau initial est généré comme détaillé en 7.1.

Nous explorons un échantillonnage LHS de l'espace des paramètres, avec 10 répétitions pour environ 7000 points de paramètres, correspondant à un total autour de 70000 répétitions du modèle<sup>14</sup>, effectuées sur grille de calcul par l'intermédiaire d'OpenMole.

#### Calibration statique et dynamique

Le modèle est calibré au premier ordre, sur les indicateurs de forme urbaine et de mesure de réseau, ainsi qu'au second ordre sur les corrélations entre ceux-ci. Les données réelles utilisées sont toujours celles introduites en 4.1, qui nous le rappelons sont basées sur les données de population raster Eurostat et le réseau routier issu d'OpenStreetMap. Nous utilisons ici l'ensemble des points de l'Europe.

<sup>13</sup> On a en effet  $P_i = \iint d(r) = \int_{\theta=0}^{2\pi} \int_{r=0}^{\infty} d(r) r dr d\theta = 2\pi P_{\max} \int_r r \cdot \exp(-r/r_0) = 2\pi P_{\max} r_0^2$ , et donc  $r_0 = \sqrt{\frac{P_i}{2\pi P_{\max}}}$ .

<sup>14</sup> Pour lesquelles les résultats de simulation sont disponibles également à <http://dx.doi.org/10.7910/DVN/0BQ4CS>.

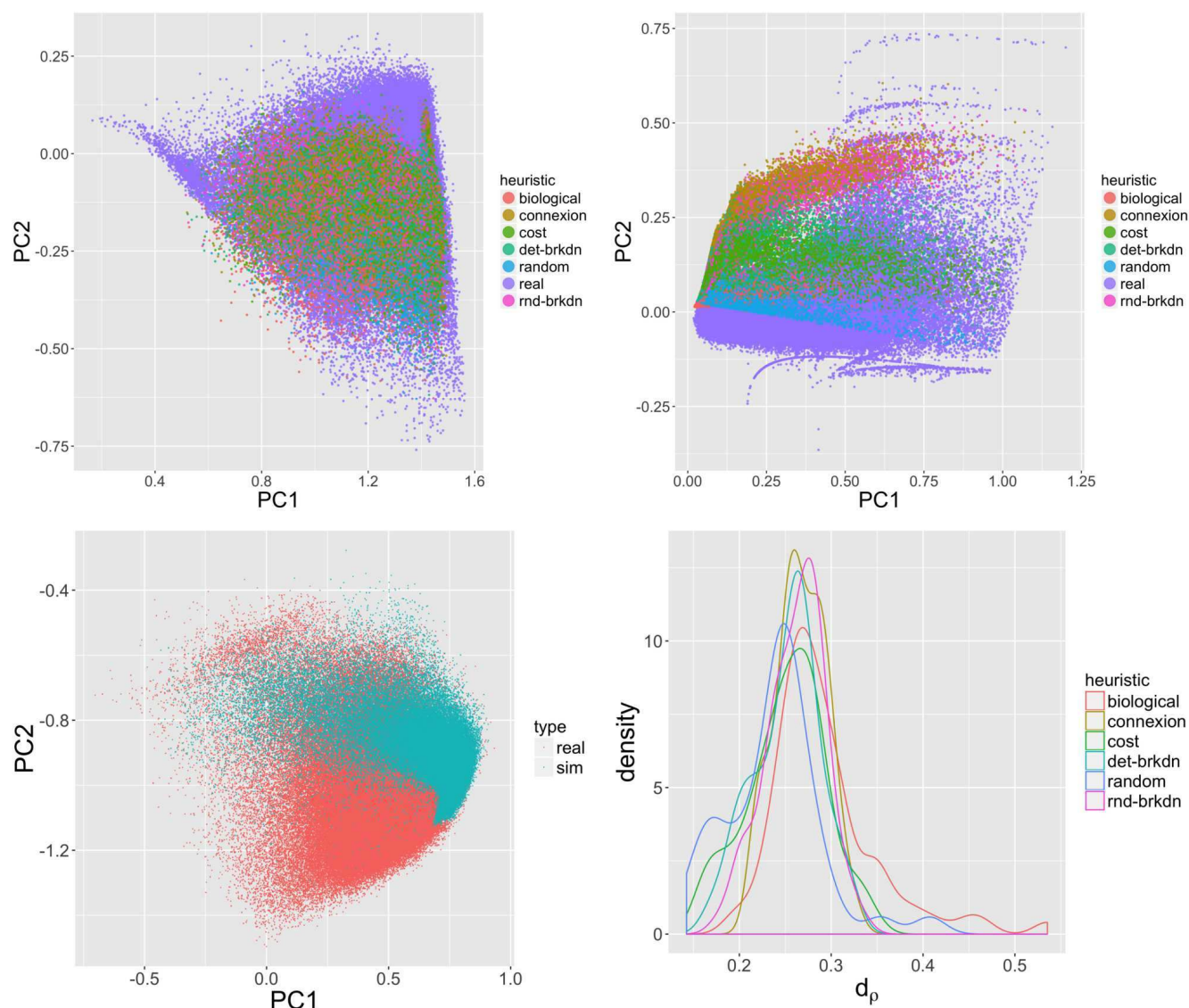


FIGURE 58 : **Calibration du modèle de morphogenèse au premier et au second ordre.** (Haut Gauche) Nuages de points simulés et observés dans un plan principal pour les indicateurs de forme urbaine. (Haut Droite) Nuages de points simulés et observés dans un plan principal pour les indicateurs de réseau. (Bas Gauche) Nuages de points simulés et observés dans un plan principal pour l'ensemble des indicateurs. (Bas Droite) Distributions des distances sur les corrélations  $d_p$ , pour les différentes heuristiques.

Nous introduisons un processus *ad hoc* de calibration pour pouvoir tenir compte des deux premiers moments, que nous détaillons ci-dessous. Des procédures plus élaborées sont utilisées par exemple en économie, comme [WATSON, 1993] qui utilise le bruit de la différence entre deux variables pour obtenir la même structure de covariance pour les deux modèles correspondants, ou en finance, comme [FREY, McNEIL et NYFELER, 2001] qui définit une notion d'équivalence entre modèles à variables latentes qui incorpore l'égalité de la structure d'interdépendance entre variables. Nous évitons ici d'ajouter des modèles supplémentaires, et considérons simplement une distance sur les matrices de corrélation. La procédure est la suivante.

- Les points simulés sont ceux issus de l'échantillonnage, avec les valeurs moyennes sur les répétitions.
- Afin de pouvoir estimer des matrices de corrélation entre indicateurs pour les données simulées, nous faisons l'hypothèse que les seconds moments sont continus en les paramètres du modèle, et découpons pour chaque heuristique l'espace des paramètres en zones pour grouper les points de paramètres<sup>15</sup>, ce qui permet d'estimer pour chaque groupe les indicateurs et la matrice des corrélations.
- Pour chaque estimation ainsi menée, qu'on note  $\bar{S}$  (indicateurs) et  $\rho[S]$  (corrélations), on peut alors calculer la distance aux points réels sur les indicateurs  $d_I(R_j) = d(\bar{S}, R_j)$  et sur les matrices de corrélation  $d_\rho(R_j) = d(\rho[S], \rho[R_j])$  où les  $R_j$  sont les points réels avec leurs corrélations correspondantes<sup>16</sup>, et  $d$  une distance euclidienne normalisée par le nombre de composantes.
- Nous considérons alors la distance agrégée définie comme  $d_A^2(R_j) = d_I^2(R_j) + d_\rho^2(R_j)$ . En effet, comme développé empiriquement et analytiquement en Annexe A.11, la forme des fronts de Pareto pour les deux distances considérées suggère la pertinence de cette agrégation. Le point réel le plus proche du point simulé est alors celui au sens de cette distance.

La Fig. 58 résume les résultats de la calibration. Les indicateurs morphologiques sont plus aisément approchés que ceux de réseau, pour lesquels une partie des nuages simulés ne se superpose pas avec les points observés. Nous retrouvons une certaine complémentarité dans les heuristiques de réseau. En considérant l'ensemble des indicateurs, peu de points simulés tombent loin des points observés, mais une proportion significative de ceux-ci est hors d'atteinte de la

<sup>15</sup> Chaque paramètre étant découpé en  $15/k$  segments égaux avec  $k$  nombre de paramètres : nous avons constaté empiriquement que cela permettait d'avoir toujours un nombre minimal de mesures dans chaque zone.

<sup>16</sup> Estimées on le rappelle en 4.1, par fenêtre centrée sur le point, qu'on prend ici pour  $\delta = 4$ .

simulation. Ainsi, la capture simultanée de la morphologie et de la topologie se fait au prix d'une moins grande précision.

Nous obtenons toutefois une bonne reproduction des matrices de corrélation, comme présenté en Fig. 58 (histogramme de  $d_p$ , bas droite). La moins bonne heuristique pour les corrélations est la biologique en termes de maximum, tandis que l'aléatoire produit d'assez bons résultats : cela pourrait par exemple être dû à la reproduction des corrélations quasi nulles, accompagnant un effet de structure dû à l'ajout initial des noeuds qui impose déjà une certaine corrélation. Au contraire, l'heuristique biologique introduit des processus supplémentaires qui peuvent éventuellement bénéficier au réseau en termes d'indépendance (ou selon le point de vue opposé être préjudiciable en termes de corrélations). En tout cas, cette application démontre que notre modèle est capable à la fois de s'approcher de configurations réelles pour les indicateurs et pour leurs corrélations.

### *Régimes de causalité*

Nous étudions d'autre part les corrélations retardées dynamiques entre les variations des différentes variables explicatives des cellules (population, distance au réseau, centralité de proximité, centralité de chemin, accessibilité). Nous appliquons la méthode des régimes de causalité introduite en 4.2. La Fig. 59 résume les résultats obtenus par l'application de cette méthode sur les résultats de simulation du modèle de co-évolution. Le nombre de classes induisant une transition est plus faible que pour le modèle RDB, traduisant un plus faible degré de liberté, et nous fixons dans ce cas  $k = 4$ . Les profils des centroïdes permettent de comprendre la capacité du modèle à capturer plus ou moins une co-évolution.

Les régimes obtenus apparaissent moins divers que ceux obtenus en 4.2 ou pour la co-évolution macroscopique en 6.2. Certaines variables ont naturellement une forte corrélation simultanée, fortuite par leur définitions, comme la centralité de proximité et l'accessibilité, ou la distance à la route et la centralité de proximité. Dans l'ensemble des régimes, la population détermine significativement l'accessibilité. Le régime 1 correspond à une détermination entière du réseau par la population. Le second est partiellement circulaire, de par l'effet des routes sur la population. Le régime 3 est intéressant, la centralité de chemin causant négativement l'accessibilité : cela veut dire que dans cette configuration, l'évolution couplée du réseau et de la population vont dans le sens d'une diminution de la congestion. De plus, comme la population cause la centralité de proximité, il y a également circularité et donc co-évolution dans ce cas. En le localisant dans le diagramme de phase, ce régime est assez dispersé et rare, au contraire par exemple du régime 1 qui occupe une grande partie de l'espace pour une importance faible de la route ( $w_{road} \leq 0.3$ ). Cela confirme que la co-évolution produite par le modèle est ponctuelle et non une

caractéristique toujours vérifiée, mais qu'il est toutefois capable d'en générer dans des régimes particuliers.

### 7.2.3 *Discussion*

Nous avons ainsi proposé un modèle de co-évolution à l'échelle mesoscopique, se basant sur un paradigme de multi-modélisation pour l'évolution du réseau. Le modèle est capable de reproduire un certain nombre de situations observées au premier et au second ordre, capturant une représentation statique des interactions entre réseaux et territoires. Il dégage également différents régimes dynamiques de causalité, en étant toutefois moins riche que le modèle simple étudié plus tôt : ainsi, une structure plus élaborée en termes de processus se paie en flexibilité d'interaction entre ceux-ci. Cela suggère une tension entre "performance statique" et "performance dynamique" des modèles.

Une question ouverte est dans quelle mesure un modèle de réseau pur avec attachement préférentiel des noeuds reproduirait des résultats proches des nôtres. Le couplage complexe entre agrégation et diffusion (montré en 5.2) ne pourrait pas être inclut aisément, et le modèle ne pourrait dans tous les cas répondre à des problématiques concernant le couplage des dynamiques.

\*                  \*

\*

Nous avons ainsi exploré un modèle de co-évolution se reposant sur la morphogenèse et prenant en compte de multiples processus d'évolution du réseau. Nous avons étudié sa calibration sur données observées au premier et second ordre, et exploré les régimes de causalité qu'il produit.

Nous proposons à présent une dernière incursion dans la co-évolution à l'échelle mesoscopique, en développant un modèle qui complexifie considérablement l'influence du territoire sur le réseau, en prenant en compte des processus de gouvernance.

\*                  \*

\*



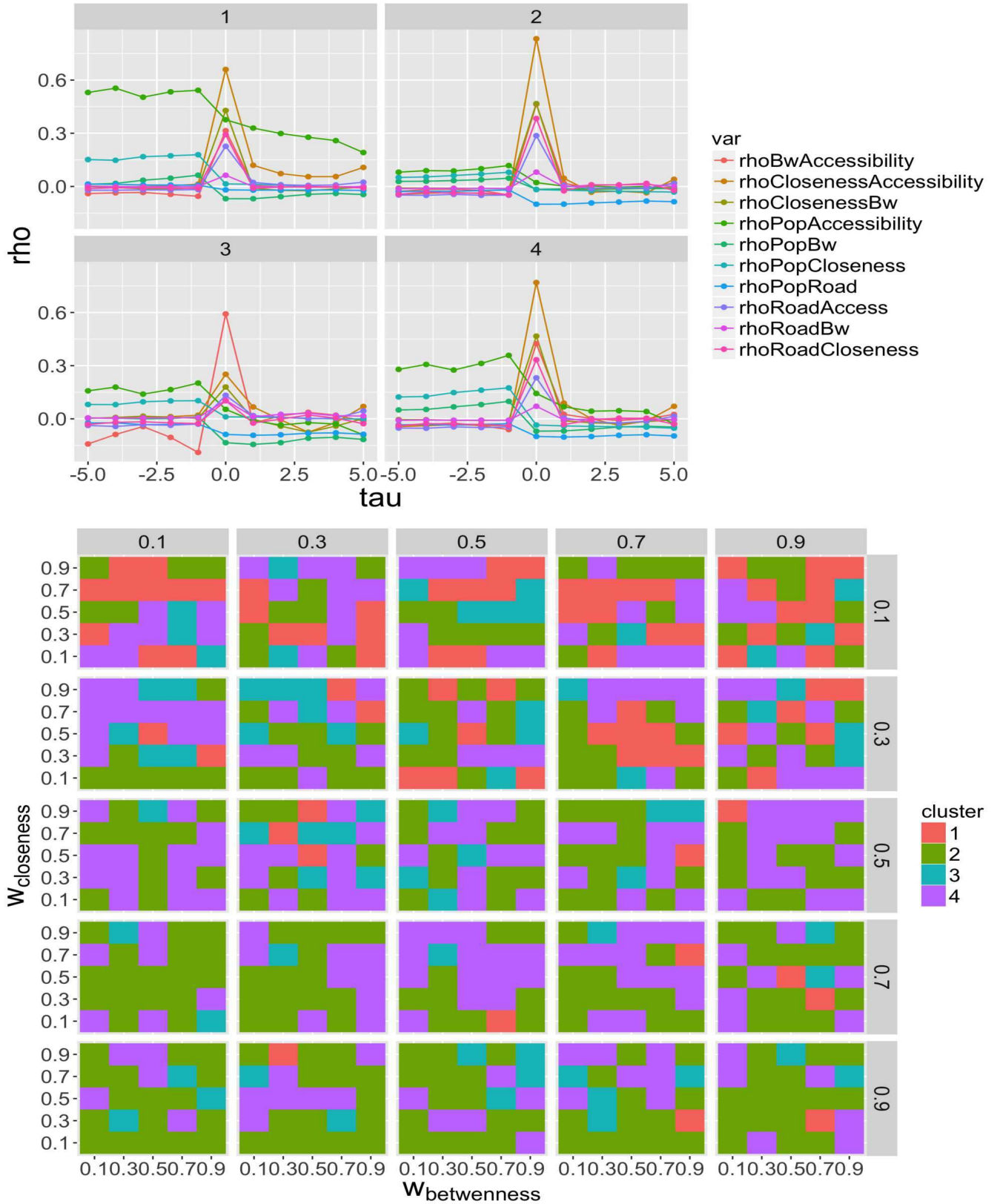


FIGURE 59 : Régimes de causalité pour le modèle de co-évolution. (Haut) Trajectoire des centres des classes en termes de  $\rho[\tau]$  entre les différentes variables explicatives. (Bas) Diagramme de phase des régimes dans l'espace des paramètres  $w_k$ , représenté ici comme la variation des diagrammes pour  $(w_{bw}, w_{cl})$ , selon les variations de  $w_{road}$  (en ligne) et de  $w_{pop}$  (en colonne).

### 7.3 CO-ÉVOLUTION ET GOUVERNANCE

Cette section se propose de donner des pistes vers une modélisation plus complexe de la co-évolution, toujours à l'échelle macroscopique. Nous avons vu en 1.1 que les processus de gouvernance relevaient d'un niveau qui couple intrinsèquement les réseaux et les territoires : les décisions collectives portent à la fois sur les transports, les territoires et leur articulation. Nous avons par ailleurs étudié le cas particulier d'une méga-région urbaine (MCR) en 1.2, et vu dans quelle mesure ce contexte était propice à une complexité des interactions. L'émergence des MCR soulève la question de l'émergence de nouveaux modes de gouvernance, plus ou moins aisés à mettre en place comme en témoignent selon [LE NÉCHET, 2017] les exemples de la métropole de Stuttgart et de la métropole Rhin-Rhur.

Nous développons donc ici un modèle de co-évolution à l'échelle d'une MCR, qui vise en particulier à endogénéiser certains processus de gouvernance du réseau de transport. Ce modèle étend en particulier celui introduit par [LE NÉCHET, 2010] puis développé par [LE NÉCHET, 2011b].

#### 7.3.1 Contexte

##### *Mega-régions urbaines et gouvernance*

Nous rappelons qu'une méga-région urbaine est un réseau de villes fortement connecté en termes de flux économiques et de population, formant une région polycentrique [HALL et PAIN, 2006]. Il s'agit du dernier "régime urbain" qui a émergé au sein des systèmes de villes, et il pourrait s'agir d'une trajectoire plus plausible que des villes monocentriques toujours plus grandes pour les agglomérats urbains considérables. [NEUMAN et HULL, 2009] soulignent que la soutenabilité future de ces MCR sera intimement liée à leur capacité à *apprendre* de nouveaux schémas de gouvernance, au sens d'une adaptabilité et flexibilité accrue des processus de gouvernance. [INNES, BOOHER et DI VITTORIO, 2010] suggèrent par ailleurs que des stratégies impliquant auto-organisation par le dialogue entre acteurs sont un moyen de répondre efficacement à la complexité de la gouvernance d'une MCR. Nous proposons par la suite de répondre partiellement à cette question du lien entre structure de gouvernance et évolution de la MCR, par l'intermédiaire du modèle que nous développons.

##### *Modélisation de la co-évolution par des processus de gouvernance*

Le rôle des processus de gouvernance dans les modèles couplant l'évolution des réseaux de transport à l'évolution de l'usage du sol a déjà été considéré selon différents points de vue dans les approches de modélisation.

**CROISSANCE DU RÉSEAU** [LI et al., 2016] couple un modèle d'investissement de réseau avec un modèle de trafic et de localisation, et montre que les solutions stationnaires obtenues sont plus performantes qu'une approche en recherche opérationnelle pour la conception du réseau en termes d'accessibilité totale.

Concernant la croissance du réseau seule, [JACOBS-CRISIONI et KOOPMANS, 2016] propose un modèle de simulation dans lequel les alternatives entre investissements plausibles (par des investisseurs différents) sont évalués avec un modèle de choix discrets dont la fonction d'utilité prend en compte les retours sur investissement mais également des variables à optimiser comme l'accessibilité. Il est appliqué à la croissance du réseau ferré néerlandais au 19<sup>ème</sup> siècle, et démontré capable de reproduire assez fidèlement le réseau historique.

**MODÉLISER LA GOUVERNANCE** [XIE et LEVINSON, 2011b] introduit un modèle économique théorique d'investissement dans les infrastructures. Deux niveaux de gouvernance, local et centralisé, sont considérés dans le modèle. Pour la provision d'une nouvelle infrastructure qui doit être partagée entre deux zones contiguës (l'espace étant à une dimension), un jeu entre des agents de gouvernance détermine à la fois le niveau de décision et l'attribution de proportion du stock à chaque zone. Les gouvernements veulent soit maximiser l'utilité agrégée (gouvernement Pigovien), ou bien inclure des stratégies politiques explicites pour satisfaire un électeur médian. L'exploration numérique du modèle montre que ces processus sont équivalents à des compromis entre coûts et bénéfices, et que le niveau de gouvernance effectif dépend de l'état du réseau.

[XIE et LEVINSON, 2011c] propose une version plus simple de ce modèle du point de vue de la gouvernance mais couplé à un modèle de transport plus réaliste : il couple sur un réseau synthétique croissant un modèle de trafic avec un modèle de prix et un modèle d'investissement, et montre que sous l'hypothèse d'une centralisation, un équilibre entre la demande et la performance du réseau peut être atteint, mais que les investissements ne sont pas efficaces sur le long terme, avec une perte plus importante pour les investissements décentralisés.

Nous nous placerons dans une logique proche du premier modèle dans le rôle de la structure de gouvernance, et proche du second dans la précision de prise en compte de l'espace.

**THÉORIE DES JEUX** Certains de ces modèles, en particulier [XIE et LEVINSON, 2011b], se fondent sur la théorie des jeux pour modéliser le comportement des acteurs. Celle-ci a déjà été largement appliquée à des questions de modélisation en sciences sociales ou politiques pour des problèmes impliquant des agents cognitifs en interaction avec des intérêts individuels [ORDESHOOK, 1986]. [ABLER, ADAMS et GOULD,

1977] (p. 487) formule un problème de décision de localisation pour des fermes de café au Kilimanjaro comme un jeu combinant une stratégie de production et une stratégie de localisation (fixant alors les conditions environnementales). Ce cadre a par ailleurs été utilisé pour étudier les investissements en termes de transports, comme par exemple par [ROUMBOUTSOS et KAPROS, 2008] qui utilise la notion d'équilibre de Nash pour comprendre les choix des opérateurs publics ou privés quant à l'intégration de leur système dans le système de mobilité plus global. Nous utiliserons des paradigmes de théorie des jeux pour intégrer la gouvernance de manière simple dans notre modèle.

Le but de cette section est donc de se placer dans la lignée de ces différents modèles, et de proposer un modèle de co-évolution au sein duquel la croissance du réseau est intégrée de manière endogène, par la modélisation des processus de gouvernance impliqués.

### 7.3.2 *Le Modèle Lutecia*

Nous décrivons à présent le modèle Lutecia<sup>17</sup>, dans sa structure générale, puis dans la spécification que nous développerons par la suite.

#### *Structure globale du modèle*

Le modèle couple de manière complexe un module pour l'évolution de l'usage du sol à un module de croissance de réseau de transport. Les sous-modèles (ou modules), détaillés par la suite, incluent en particulier un modèle de gouvernance pour régir l'évolution du réseau. L'inclusion d'un modèle endogène de provision d'infrastructures basé sur les augmentations itératives de l'accessibilité, au sein d'un modèle Luti, consiste en la contribution principale du modèle Lutecia.

L'accessibilité, que nous prendrons ici comme un potentiel d'accès des actifs aux emplois, est au cœur du modèle. En effet, les agents micro-économiques se relocalisent afin de maximiser leur accessibilité, tandis que les décisions de nouvelles infrastructures de transport sont prises par des agents de gouvernance selon un critère de maximisation de l'augmentation d'accessibilité dans leur zone.

Dans sa structure la plus générale, le modèle Lutecia est composé de cinq sous-modèles, parmi lesquels nous n'en développerons que

<sup>17</sup> L'appellation est un acronyme lié à sa structure détaillée par la suite. Nommer les modèles est une opération délicate puisqu'elle induit une certaine réification voire personification, dans tous les cas relève d'un certain fétichisme. Celle-ci peut potentiellement perturber la place du modèle au sein du processus de production de connaissance et faire du modèle une fin en soi. Nous sommes convaincu qu'une dénomination endogène via les usages du modèles par la communauté est plus appropriée. Nous faisons ici une exception vu l'histoire particulière de sa genèse.

trois ici pour des raisons de simplicité. Les sous-modèles sont les suivants :

- LU correspond à l'usage du sol : il opère la relocalisation des actifs et des emplois étant donné les conditions courantes d'accessibilité.
- T correspond à Transport : il évalue les conditions de transport (flux, congestion) dans la région urbaine.
- EC correspond à l'évaluation de la coopération : il évalue le ou les agents qui procéderont à la construction d'une nouvelle infrastructure.
- I correspond à provision d'infrastructure : il détermine la localisation de la nouvelle infrastructure de transport en fonction d'un critère de maximisation d'accessibilité.
- A correspond aux agglomérations d'économie : il évalue la productivité des firmes, selon l'accessibilité aux emplois.

Nous étudierons par la suite le couplage entre les sous-modèles LU-EC-I : nous supposons au premier ordre pas d'effet significatif de la congestion, et donc pas de rôle de la modélisation du transport; et par ailleurs prenons des hypothèses simples sur le plan économique et négligeons les agglomérations d'économie.

Des échelles de temps imbriquées sont incluses dans le modèle : une échelle courte, correspondant à la mobilité quotidienne qui produit les flux dans le réseau de transport et aux productivités des entreprises (modules T et A); une échelle intermédiaire pour les dynamiques de localisation des actifs et emplois (module LU); et une longue échelle de temps pour l'évolution du réseau (modules EC et I). Les niveaux de stochasticité sont pris en conséquence : les échelles les plus petites ont des dynamiques déterministes tandis que la plus longue présente un comportement aléatoire.

#### *Description détaillée du modèle*

**DESCRIPTION DE L'ENVIRONNEMENT** La méga-région Urbaine est modélisée avec un zonage spatial à deux niveaux. L'environnement du modèle est composé par une grille, dont les cellules sont les unités élémentaires pour quantifier l'usage du sol. Nous supposons que chaque cellule  $k$  est caractérisée au temps  $t$  par le nombre d'actifs  $y$  résidant  $A_k(t)$  et son nombre d'emplois  $E_k(t)$ . À un niveau supérieur, la MCR est décomposée en unités administratives qui correspondent au niveau de gouvernance des villes, auxquelles sont attribués  $M$  agents abstraits appelés *maires* :  $M_k$  désigne ainsi la zone administrative à laquelle chaque cellule appartient. Nous supposons de plus l'existence d'un agent de gouvernance global qui correspond à une autorité typiquement régionale, au niveau de la MCR.

De manière complémentaire à cette configuration d'usage du sol et de gouvernance, nous introduisons un réseau de transport  $G = (V, E)$  localisé dans l'espace par les coordonnées de ses noeuds  $(x_v, y_v)$ , et caractérisé par une vitesse  $v_G$  relative aux déplacements dans l'espace euclidien. Sous l'hypothèse que le réseau peut être rejoint à tout endroit sur les liens, il induit de manière univoque une distance-temps géographique, que nous décrivons par la matrice des plus courts temps entre chaque cellule  $D = (d_{k,k'}(t))$ . L'accessibilité des actifs aux emplois est alors définie pour chaque cellule comme une accessibilité de Hansen, avec un paramètre de décroissance de la distance  $\lambda$  qui capture un potentiel d'accès des actifs aux emplois, par

$$X_k^{(A)} = A_k \cdot \sum_{k'} E_{k'} \exp(-\lambda \cdot d_{k,k'}) \quad (18)$$

L'accessibilité des emplois aux actifs est définie de manière similaire. La dynamique est considérée de façon discrete :  $t \in \{t_0 = 0, \dots, t_f\}$ , avec les pas de temps correspondant à une échelle à laquelle l'usage du sol évolue en moyenne, i.e. de 5 à 10 ans. Nous prenons ainsi une vitesse plus lente pour l'évolution du réseau qui se construira par tronçons à chaque pas de temps, tandis que l'usage du sol sera considéré comme en équilibre à l'échelle de la décade, en cohérence avec le cadre développé en chapitre 1.

**ÉVOLUTION DE L'USAGE DU SOL** Pour le module d'usage du sol, le modèle s'inspire du modèle de Lowry [LOWRY, 1964]. Les relocalisations d'une proportion fixe d'actifs et d'emplois sont supposées à l'équilibre à l'échelle d'un pas de temps. En comparaison, l'évolution de l'infrastructure de transport est largement plus lente [WEGENER et FÜRST, 2004]<sup>18</sup>. Les actifs et les emplois se relocalisent selon des utilités qui prennent en compte à la fois l'accessibilité et la forme urbaine. En effet, l'un des moteurs de l'étalement urbain peut être interprété comme une répulsion des résidents par la densité. Pour agréger les deux effets, nous prenons une fonction de Cobb-Douglas pour l'utilité

$$U_k^{(A)} = X_k^{(A)\gamma_A} \cdot F_k^{(A)1-\gamma_A} \quad (19)$$

ce qui est équivalent à une agrégation linéaire du logarithme des variables explicatives. Les emplois suivent une expression analogue avec un paramètre de poids spécifique  $\gamma_E$ . L'utilité est influencée ici uniquement par l'accessibilité et par un indicateur de forme urbaine

<sup>18</sup> Nous ne considérons pas ici les valeurs foncières, les loyers ou les coûts de transport, qui sont au coeur des modèles d'économie urbaine comme le modèle d'Alonso ou de Fujita par exemple (voir [LEMOY, RAUX et JENSEN, 2017] pour une approche récente multi-agents de ceux-ci).

locale nommé *facteur de forme*. Nous le définissons dans le cas des actifs par  $F_k^{(A)} = \frac{1}{A_k \cdot E_k}$ , ce qui signifie que la population est repoussée par la densité. La combinaison de l'effet positif de l'accessibilité à celui négatif de la densité produit une tension entre des objectifs contradictoires, permettant un certain niveau de complexité déjà dans le sous-modèle d'usage du sol seul. Le facteur de forme pour les emplois est pris comme  $F_k^{(E)} = 1$  pour simplifier et suivant la logique que les emplois peuvent s'agréger bien plus que les logements.

Les relocalisations sont ensuite faites de manière déterministe suivant un modèle de choix discret, qui donne les valeurs des actifs à l'étape suivante comme

$$A_i(t+1) = \alpha \cdot \sum_i A_i(t) \cdot \frac{\exp(\beta U_i(A))}{\sum_i \exp(\beta U_i(A))} \quad (20)$$

où  $\beta$  est le paramètre de choix discrets qui peut être interprété comme un "niveau d'aléatoire"<sup>19</sup>.  $\alpha$  est la fraction fixe d'actif se relocalisant. Les emplois suivent une expression similaire.

#### *Évolution du réseau : processus de gouvernance*

**HYPOTHÈSES** Le sous-modèle pour la gouvernance suit les hypothèses suivantes.

- Trois niveaux de gouvernance sont inclus, qui sont un acteur central (la région, ou le gouvernement régional), les acteurs locaux (municipalités) qui agissent seuls, et les acteurs locaux qui coopèrent.
- Sous l'hypothèse qu'une nouvelle infrastructure doit être construite, la planification peut être soit par le haut (région) soit par le bas (acteurs locaux). Nous supposons que les processus derrière la détermination du niveau de décision sont bien trop complexes (puisqu'il incluent généralement des processus politiques) pour être pris en compte par le modèle. Cette étape est donc déterminée de manière exogène selon une loi uniforme à paramètre fixe.
- Si la décision est prise au niveau local, des négociations entre les acteurs ont lieu. Les concernant, nous supposons que :
  - l'initiateur de la nouvelle infrastructure peut être n'importe quel acteur local, mais les villes riches ont plus de chance de construire ;

<sup>19</sup> Quand  $\beta \rightarrow 0$ , toutes les cellules de destination ont une probabilité égale depuis l'ensemble des cellules d'origine, tandis que  $\beta \rightarrow \infty$  donne un comportement totalement déterministe vers la cellule avec meilleure utilité.



- les négociations pour des possibles collaborations n'ont lieu qu'entre acteurs voisins, ce qui est en cohérence avec des segments d'infrastructure de longueur moyenne ;
- pour cette raison, et d'autant plus que les jeux à  $n$  joueurs présentent des comportements chaotiques quand  $n$  augmente [SANDERS, DOYNE FARMER et GALLA, 2016], nous ne considérons des négociations qu'entre deux acteurs uniquement. De plus, la probabilité de coopération endogène peut alors être directement interprétée.
- Pour rester simple, le stock total d'infrastructure construit à un pas de temps de gouvernance est constant, et les temps de décision sont également fixés<sup>20</sup>

ÉVOLUTION DU RÉSEAU Les étapes pour le développement du réseau de transport sont les suivantes.

1. À chaque pas de temps, 2 nouveaux segments de route de longueur  $l_r$  sont construits. Le choix entre le niveau local et global est déterminé par un tirage uniforme avec une probabilité  $\xi$ . Dans le cas d'une construction locale, les routes sont attribuées successivement aux maires (une route par maire au maximum) avec des probabilités  $\xi_i$  qui sont proportionnelles au nombre d'emplois de chacun, ce qui signifie que les zones plus riches auront plus de routes.
2. Les zones devant construire chacune une route entrent en négociations. Les stratégies possibles pour les acteurs (zones en négociation,  $i = 0, 1$ , les stratégies étant notées  $S_i$ ) sont de ne pas collaborer (NC), c'est-à-dire développer son tronçon de réseau seul, et de collaborer (C), c'est-à-dire vouloir développer conjointement. Les stratégies sont choisies simultanément (jeu non-coopératif), de manière aléatoire selon des probabilités déterminées comme détaillé ci-dessous. Pour les combinaisons (C, NC) et (NC, C), les routes sont construites séparément. Pour (NC, NC) les deux agissent séparément et pour (C, C) un développement commun est mené.
3. Selon le niveau de gouvernance et les stratégies choisies, l'infrastructure optimale correspondante est construite.

ÉVALUATION DE LA COOPÉRATION Détaillons à présent la manière dont les probabilités de coopération sont établies. Nous notons  $Z_i^*(S_0, S_1)$  l'infrastructure optimale en termes de gain d'accessibilité pour la zone  $i$  avec  $(S_0, S_1) \in \{(NC, C), (C, NC), (NC, NC)\}$

<sup>20</sup> Voir également la discussion pour de possibles relaxations de ces hypothèses.

qui sont déterminées de manière heuristique pour chaque zone séparément (voir détails d'implémentation), et  $Z_C^*$  l'infrastructure optimale commune calculée sur l'union des deux zones avec une infrastructure composée de deux segments élémentaires. Cette dernière correspond au cas où les deux stratégies sont C. Les accessibilités marginales pour la zone  $i$  et l'infrastructure  $Z$  sont définies comme  $\Delta X_i(Z) = X_i^Z - X_i$ . Nous introduisons des coûts de construction, notés  $I$  pour un segment de route, supposés uniformes dans l'espace. Nous introduisons de plus un coût de collaboration  $J$  qui correspond à un coût partagé pour construire une infrastructure plus grande.

La détermination des probabilités donnant la composition des stratégies mixtes se base sur la matrice de gain, qui donne les gains d'utilité pour chaque joueur et chaque combinaison de décisions. La matrice de gain du jeu est la suivante, avec  $\kappa$  une constante de normalisation ("prix de l'accessibilité"), et les joueurs étant notés  $i \in \{0; 1\}$  (tel que  $1 - i$  désigne le joueur opposé à  $i$ )

$o \mid i$	C	NC
C	$U_i = \kappa \cdot \Delta X_i(Z_C^*) - I - \frac{J}{2}$	$\begin{cases} U_0 = \kappa \cdot \Delta X_0(Z_0^*) - I \\ U_1 = \kappa \cdot \Delta X_1(Z_1^*) - I - \frac{J}{2} \end{cases}$
NC	$\begin{cases} U_0 = \kappa \cdot \Delta X_0(Z_0^*) - I - \frac{J}{2} \\ U_1 = \kappa \cdot \Delta X_1(Z_1^*) - I \end{cases}$	$U_i = \kappa \cdot \Delta X_i(Z_i^*) - I$

Pour simplifier, nous supposons les paramètres de coût redimensionnés à une accessibilité ce qui revient à avoir  $\kappa = 1$ . Nous verrons par ailleurs que seuls des différentiels d'utilité étant déterminants, le coût de construction  $I$  ne joue finalement pas de rôle. Cette matrice de gain est utilisée dans deux jeux traduisant des processus complémentaires :

- le jeu de coordination dans lequel les joueurs ont une stratégie mixte, et pour lequel nous considérons l'équilibre de Nash<sup>21</sup> pour les probabilités correspondantes, qui implique une compétition entre les joueurs ;
- une heuristique selon laquelle les joueurs prennent leur décision suivant un modèle de choix discrets. Celle-ci implique uniquement une maximisation du gain d'utilité et une compétition indirecte seulement.

Notons  $p_i = \mathbb{P}[S_i = C]$  la probabilité de chaque joueur de collaborer.

<sup>21</sup> Un équilibre de Nash est un point de stratégies dans un jeu discret non-collaboratif pour lequel aucun joueur ne peut améliorer son gain en changeant sa stratégie [ORDESHOOK, 1986].

**EQUILIBRE DE NASH** L'équilibre de Nash à stratégie mixte pour ce jeu non-coopératif peut être obtenu en toute généralité. Nous détaillons le calcul en Annexe A.12. En écrivant  $U_i(S_i, S_{1-i})$  la matrice de gain complète, on a l'expression des probabilités

$$p_{1-i} = -\frac{U_i(C, NC) - U_i(NC, NC)}{(U_i(C, C) - U_i(NC, C)) - (U_i(C, NC) - U_i(NC, NC))}$$

Ce qui donne avec les expressions des utilités données précédemment,

$$p_i = \frac{J}{\Delta X_{1-i} Z_C^* - \Delta X_{1-i} Z_{1-i}^*} \quad (21)$$

Cette expression peut être interprétée de la façon suivante : dans ce jeu compétitif, la chance qu'un joueur coopère décroît quand le gain de l'autre joueur augmente, et d'une certaine manière contre-intuitif, s'accroît quand le coût de collaboration augmente. Le réalisme de cette hypothèse est donc à modérer, et nous pouvons supposer que l'équilibre n'est en pratique jamais atteint.

Cela impose également des conditions de faisabilité pour  $J$  et les gains d'accessibilité pour conserver une probabilité. Celles-ci sont :

- $J \leq \Delta X_{1-i}(Z_C^*) - \Delta X_{1-i}(Z_{1-i}^*)$ , qui s'interprète comme une condition coût-bénéfices, c'est-à-dire que le gain induit par l'infrastructure commune doit être supérieur au coût de collaboration ;
- $\Delta X_{1-i}(Z_C^*) \leq \Delta X_{1-i}(Z_{1-i}^*)$ , c'est-à-dire que le gain induit par l'infrastructure commune doit être positif.

**DÉCISIONS PAR CHOIX DISCRETS** Avec les mêmes fonctions d'utilité, un modèle d'utilité aléatoire pour un choix discret permet également d'obtenir des expressions des probabilités. On a pour le joueur  $i$  le différentiel d'utilité entre le choix  $C$  et le choix  $NC$  donné par

$$U_i(C) - U_i(NC) = p_{1-i} (\Delta X_i Z_C^* - \Delta X_i Z_i^*) - J$$

Sous l'hypothèse classique d'un modèle d'utilité aléatoire distribuée en loi de Gumbel [BEN-AKIVA et LERMAN, 1985], on a  $\mathbb{P}[S_i = C] = \frac{1}{1 + \exp[-\beta_{DC}(U_i(C) - U_i(NC))]}$ , où  $\beta_{DC}$  est le paramètre de choix discrets (que nous fixerons grand  $\beta_{DC} = 400$ , en supposant un certain déterminisme à ce niveau, puisqu'on a ensuite un deuxième niveau aléatoire).

TABLE 17 : **Résumé des paramètres du modèle Lutecia.** Nous donnons également les processus correspondants, les bornes typiques de variation et leur valeurs par défaut.

Sous-modèle	Paramètre	Nom	Processus	Domaine	Défaut
Usage du sol	$\lambda$	Portée de l'accessibilité	Accessibilité	$]0; 1]$	0.001
	$\gamma_A$	Exposant de Cobb-Douglas actifs	Utilité	$[0; 1]$	0.85
	$\gamma_E$	Exposant de Cobb-Douglas emplois		$[0; 1]$	0.85
	$\beta$	Exposant choix discrets	Relocalisation	$[0; +\infty]$	1
	$\alpha$	Taux de relocalisation		$[0; 1]$	0.05
Transports	$v_G$	Vitesse du réseau	Hierarchie	$[1; +\infty[$	5
Gouvernance	J	Coût de collaboration	Planification	$[0; 0.005]$	0.001
	$l_r$	Longueur de l'infrastructure		$]0; \sqrt{2} \cdot K[$	2

On substitue l'expression de  $p_{1-i}$  dans l'expression de  $p_i$ , ce qui conduit  $p_i$  à vérifier l'équation suivante

$$p_i = \frac{1}{1 + \exp \left( -\beta_{DC} \cdot \left( \frac{\Delta X_i Z_C^* - \Delta X_i Z_i^*}{1 + \exp(-\beta_{DC} (p_i (\Delta X_{1-i}(Z_C^*) - \Delta X_i(Z_{1-i}^*)) - J))} - J \right) \right)} \quad (22)$$

Nous démontrons (voir Annexe A.12) qu'il existe toujours une solution  $p_i \in [0, 1]$ , et nous la résolvons numériquement dans le modèle pour déterminer la probabilité de collaboration.

**DÉCISION ALÉATOIRE** Nous considérons également un mécanisme de référence, qui ne suppose pas de négociations, mais qui dans le cas d'une décision locale tire un maire au hasard, selon une loi uniforme avec probabilités proportionnelles au nombres d'emplois de chaque.

#### Implémentation du modèle

L'ensemble des paramètres du modèle est rappelé en Table 17. Nous ne donnons ici que les paramètres qui n'ont pas été fixés explicitement précédemment, et il s'agit des paramètres privilégiés sur lesquels l'exploration et l'application du modèle sera faite. La borne  $\sqrt{2} \cdot K$  correspond à la diagonale du monde, et celle pour J a été fixée empiriquement selon les valeurs observées de la borne donnée précédemment.

Le modèle est implémenté en Netlogo, pour des raisons d'ergonomie vu son niveau de complexité, ainsi que les possibilités d'exploration interactives. Une attention particulière a été portée aux points suivants.

- Les calculs des matrices de distance sont nécessaires pour chaque segment d'infrastructure potentiel, ce qui rend le module de

gouvernance très couteux sur le plan computationnel. Nous utilisons donc un calcul des plus courts chemins basé sur la programmation dynamique, inspiré de [TRETAKOV et al., 2011], mettant à jour directement la matrice des distances plutôt que de recalculer les plus courts chemins à chaque fois.

- Le réseau est pour cette raison représenté de manière duale, sous forme vecteur et raster. Le passage de l'un à l'autre et leur cohérence est assuré.
- Pour la détermination de l'infrastructure optimale, l'ordre de grandeur du nombre total d'infrastructures à explorer est un  $O(l_r \cdot N)$ , si  $N$  est le nombre de patches et en supposant que l'ensemble des infrastructures potentielles ont leurs extrémités au centre d'une cellule <sup>22</sup>. Cela augmente considérablement le coût computationnel opérationnel, et nous utilisons une heuristique explorant un nombre fixé  $N_I$  d'infrastructures choisies aléatoirement.

Plus de détails d'implémentation sont donnés en Annexe A.12.

#### *Validation du modèle*

Différentes expériences nous permettent de valider le modèle dans une certaine mesure. Nous adoptons une stratégie modulaire, c'est-à-dire par tests relativement indépendants des sous-modèles pour commencer. L'idée est de monter des expériences élémentaires en faisant évoluer soit l'usage du sol, soit le réseau, soit les deux, en étudiant les conséquences sur les différents aspects.

Nous travaillons sur des systèmes synthétiques. Les configurations de populations et d'emplois suivent des mélanges d'exponentielles. Nous donnons en Annexe A.12 les détails des paramètres d'initialisation.

**USAGE DU SOL** Les dynamiques d'usage du sol convergent toujours vers un état asymptotique lorsque le réseau n'évolue pas. Nous démontrons l'existence de l'équilibre en A.12. Par ailleurs, les expériences numériques montrent que le modèle converge assez rapidement. Les expériences ciblant l'usage du sol uniquement et qui sont détaillées en A.12 fournissent les résultats suivants.

- Une grande diversité de trajectoires morphologiques dans le temps, c'est-à-dire l'évolution des indicateurs morphologiques pour la distribution de la population et des emplois, est obtenue en jouant sur les paramètres  $\gamma_A, \gamma_E, \lambda, \beta$ , ainsi que sur la structure d'un réseau statique.

<sup>22</sup> Pour chaque cellule, on aura une infrastructure pour chaque autre cellule à un rayon  $l_r$ , ce qui asymptotiquement revient au périmètre du cercle  $2\pi l_r$ . Par ailleurs, comme précisé en A.12, nous supposons une heuristique d'accrochage aux infrastructures existantes pour garder un réseau cohérent.

- De même, ces trajectoires ne convergent pas vers les mêmes formes et on a donc une diversité des formes finales obtenues.
- Il est possible de minimiser à  $\alpha = 1$  fixé la quantité totale de relocalisation. Nous jouerons toutefois sur ce paramètre pour contrôler la vitesse d'étalement urbain, et prendrons typiquement des valeurs autour de 0.1, qui correspond à 10% d'actifs se relocalisant à chaque pas de temps, c'est-à-dire sur une période de l'ordre de la dizaine d'années.

**GOUVERNANCE** Afin de comprendre l'influence des paramètres de gouvernance sur les formes produites par le modèle, nous menons une expérience simple dans le cas d'un système bicentrique, sans réseau initial. Les paramètres du modèle d'usage du sol sont fixés à des valeurs standard  $\gamma_A = \gamma_E = 0.8, \beta = 2; \lambda = 0.001, \alpha = 0.16$  et la longueur des tronçons est fixée à  $l_r = 2$ . Nous considérons uniquement le jeu à choix discrets. La situation de référence est donnée par un niveau de décision uniquement régional, correspondant à  $\xi = 1$ . Nous la comparons à deux situations dans lesquelles le niveau de décision est uniquement local ( $\xi = 0$ ) mais pour lequel nous forçons les probabilités de collaboration à des valeurs extrêmes par l'intermédiaire du coût de coopération, pris respectivement comme  $J = 0$  et  $J = 0.005$ .

La configuration initiale ainsi que trois exemples de formes de réseau obtenues pour chacune des configurations sont montrés en Fig. 60. Les formes de réseau sont visuellement<sup>23</sup> différentes et témoignent de caractéristiques de structure particulière. Dans le cas de la décision régionale, un arc structurant relie les deux centres, à partir duquel se branchent des ramifications d'abord perpendiculaires puis parallèles. La structure obtenue dans le cas d'un local collaboratif est également arborescente mais comporte moins de branches, les prolongement se faisant majoritairement à la suite des branches existantes. Enfin, comme on pouvait s'y attendre, le réseau non-collaboratif paraît moins optimal en termes de couverture que les deux premiers, et présente des redondances. Concernant la structure urbaine, on obtient que les niveaux locaux conservent plus la structure bicentrique en comparaison au niveau régional (voir la position des centres finaux par rapport à la position initiale) : via le réseau, la prise de décision au niveau régional a plus de potentiel pour créer de nouvelles centralités.

**CO-ÉVOLUTION** Dans une dernière expérience stylisée, nous proposons d'étudier plus directement l'effet de la co-évolution, notamment sur les variables d'usage du sol. Pour cela, nous reprenons la configuration bicentrique précédente, avec un déséquilibre de popula-

<sup>23</sup> Cette expérience préliminaire n'implique pas d'exploration intensive, et il n'est donc pas possible de traduire ces conclusions de manière robuste en termes de statistiques des indicateurs.

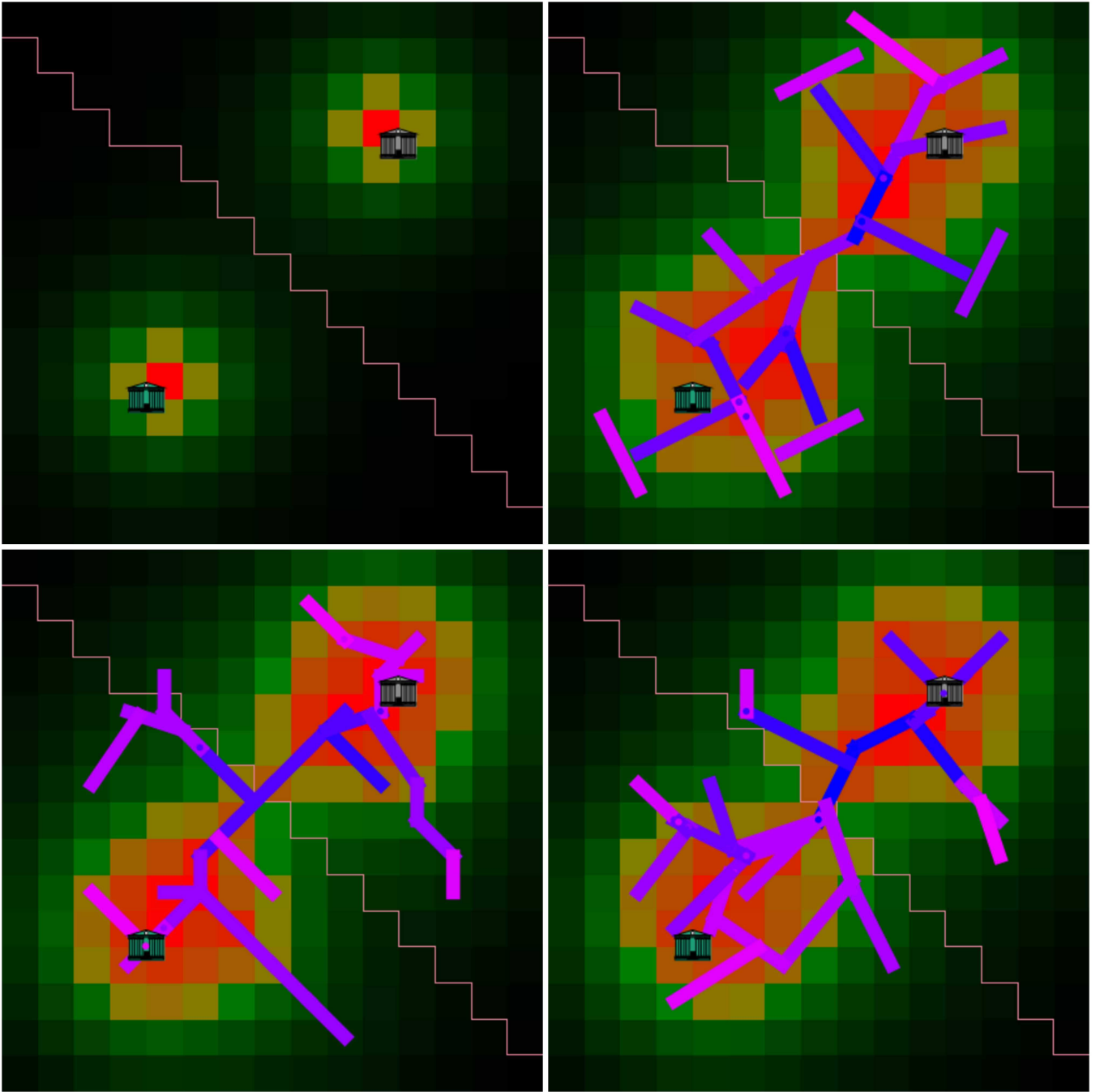


FIGURE 60 : **Formes de réseau obtenues pour différents niveaux de gouvernance.** Le modèle est initialisé sur une configuration synthétique symétrique à deux centres (*Haut gauche*). Les paramètres pour l'évolution de l'usage du sol sont  $\gamma_A = \gamma_E = 0.8$ ;  $\beta = 2$ ;  $\lambda = 0.001$ ;  $\alpha = 0.16$ , et pour l'évolution du réseau  $l_r = 2$  et un jeu à choix discrets. L'évolution est stoppée à stock constant  $S = 50$  et l'exploration heuristique faite pour  $N_e = 200$ . (*Haut droite*) Niveau de décision régional ( $\xi = 1$ ); (*Bas gauche*) Niveau local ( $\xi = 0$ ) et bas niveau de collaboration, obtenu avec un fort coût de coopération  $J = 0.005$ ; (*Bas droite*) Niveau local et haut niveau de collaboration, avec  $J = 0$ .



tion et d'emplois entre les deux centres (en pratique avec un rapport de 2), et une proximité variable (proches, à une distance de  $0.4 \cdot K$ , et lointains, à une distance de  $K$ ). Nous fixons une gouvernance locale aléatoire (choix d'un seul constructeur avec une probabilité proportionnelle aux emplois) et les paramètres d'usage du sol et de réseau<sup>24</sup>, et nous étudions l'influence du niveau de décision  $\xi$  sur (i) le gain d'accessibilité total entre l'instant initial et l'instant final, exprimé comme un rapport  $\frac{X(t_f)}{X(t_0)}$ ; et (ii) l'évolution de l'accessibilité relative entre les deux centres, donnée par  $\frac{X_0(t_f)}{X_0(t_0)} / \frac{X_1(t_f)}{X_1(t_0)}$ . Le premier indicateur permet de comprendre le bénéfice global, tandis que le second exprime l'inégalité entre les centres (par exemple, le centre le plus faible est-il drainé par le plus important, ou bénéficie-t-il de celui-ci).

Les résultats de l'expérience sont donnés en Fig. 61. Le comportement du gain d'accessibilité révèle un effet direct des processus de co-évolution : dans le cas de centres distants, l'effet de  $\xi$  sur celui-ci s'inverse lorsqu'on ajoute l'évolution de l'usage du sol. Dans le cas d'un réseau qui évolue seul, une décision locale est optimale pour l'accessibilité totale, tandis que dans le cas d'une co-évolution des processus, l'optimal est à une décision purement régionale. Nous interprétons ce fait stylisé comme l'existence d'un besoin de coordination pour la réussite d'une évolution couplée du réseau de transport et de l'usage du sol, ce qui peut être mis en relation avec le concept du TOD vu au chapitre 1. Dans le cas de centres proches, la décision régionale est toujours optimale, correspondant alors à une métropole plus intégrée. Les variations de l'accessibilité relative sont trop faibles pour conclure sur l'évolution des inégalités entre les centres dans le cas d'une évolution couplée.

Ainsi, cette dernière expérience révèle bien l'existence "d'effets de co-évolution", dans l'émergence d'un besoin de coordination régionale dans le cas d'une évolution couplée.

### 7.3.3 Application au Delta de la Rivière des Perles

Il a été suggéré par [LIAO et GAUDIN, 2017] qu'une forme de gouvernance multi-niveau a récemment émergé en Chine, dans le contexte des activités économiques. Nous tentons par notre modèle de tester la pertinence de ce paradigme au regard de la structure urbaine de la MCR.

#### Initialisation du modèle

Nous travaillons sur une configuration raster simplifiée (cellules de 5km) pour la population du Delta de la Rivière des Perles, ainsi que sur le réseau d'autoroute stylisé. Nous considérons le réseau routier

<sup>24</sup> Nous prenons ici  $\gamma_A = 0.9, \gamma_E = 0.65, \lambda = 0.005, \beta = 1.8, \alpha = 0.1, l_r = 1, v_0 = 6$ .

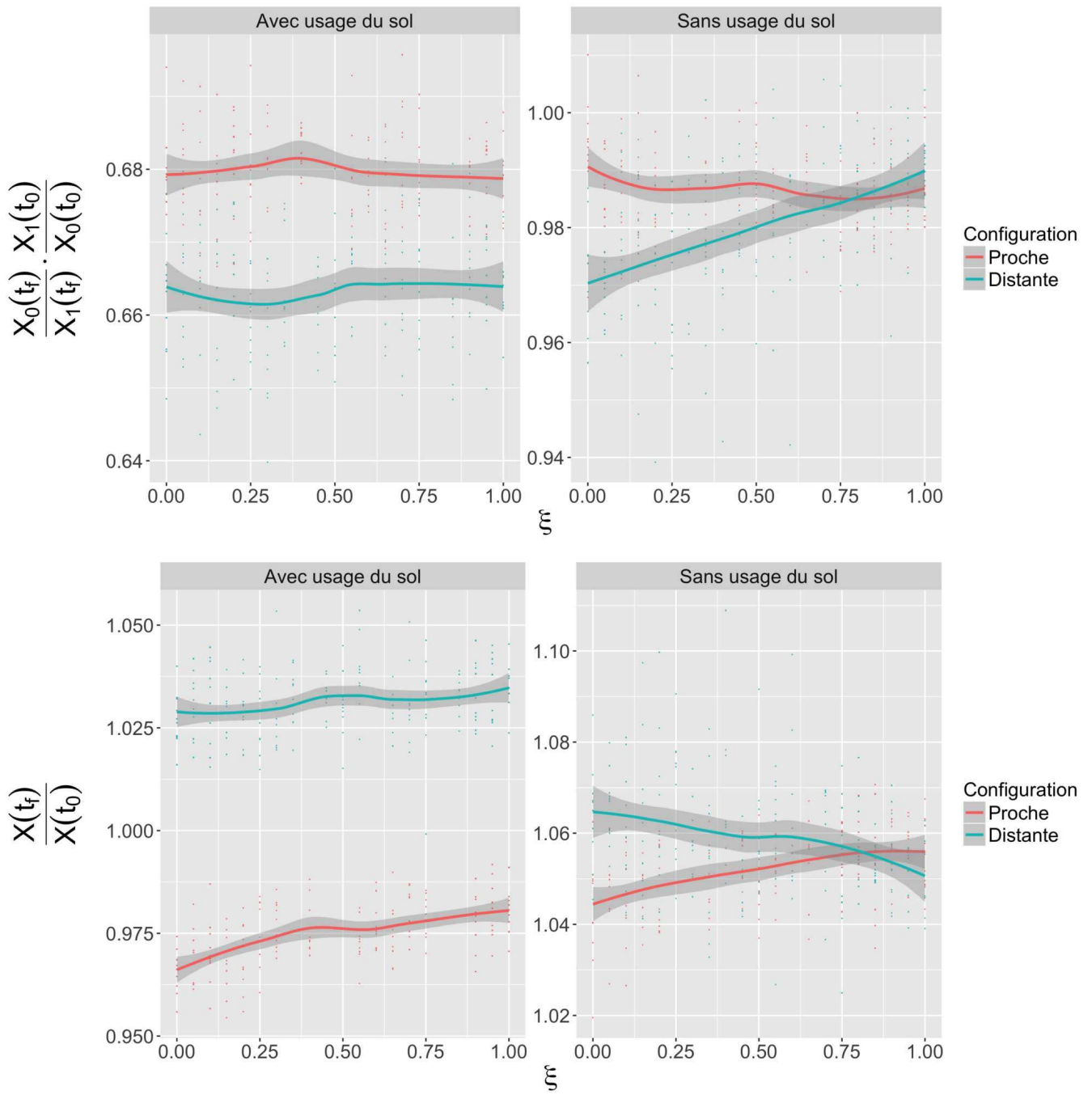


FIGURE 61 : **Impact de la co-évolution sur l'accessibilité dans le modèle Lutecia.** Nous effectuons 10 répétitions avec les paramètres fixés  $\gamma_A = 0.9, \gamma_E = 0.65, \lambda = 0.005, \beta = 1.8, \alpha = 0.1, l_r = 1, v_0 = 6$ , pour une gouvernance locale aléatoire, et une évolution à stock constant  $S = 20$ . Nous comparons l'évolution avec réseau uniquement (sans usage du sol) et avec co-évolution, pour les configurations proches et distantes. (*Haut*) Évolution de l'accessibilité relative entre les centres, avec et sans usage du sol (colonnes) pour les deux configurations (couleurs); (*Bas*) Gain d'accessibilité totale.

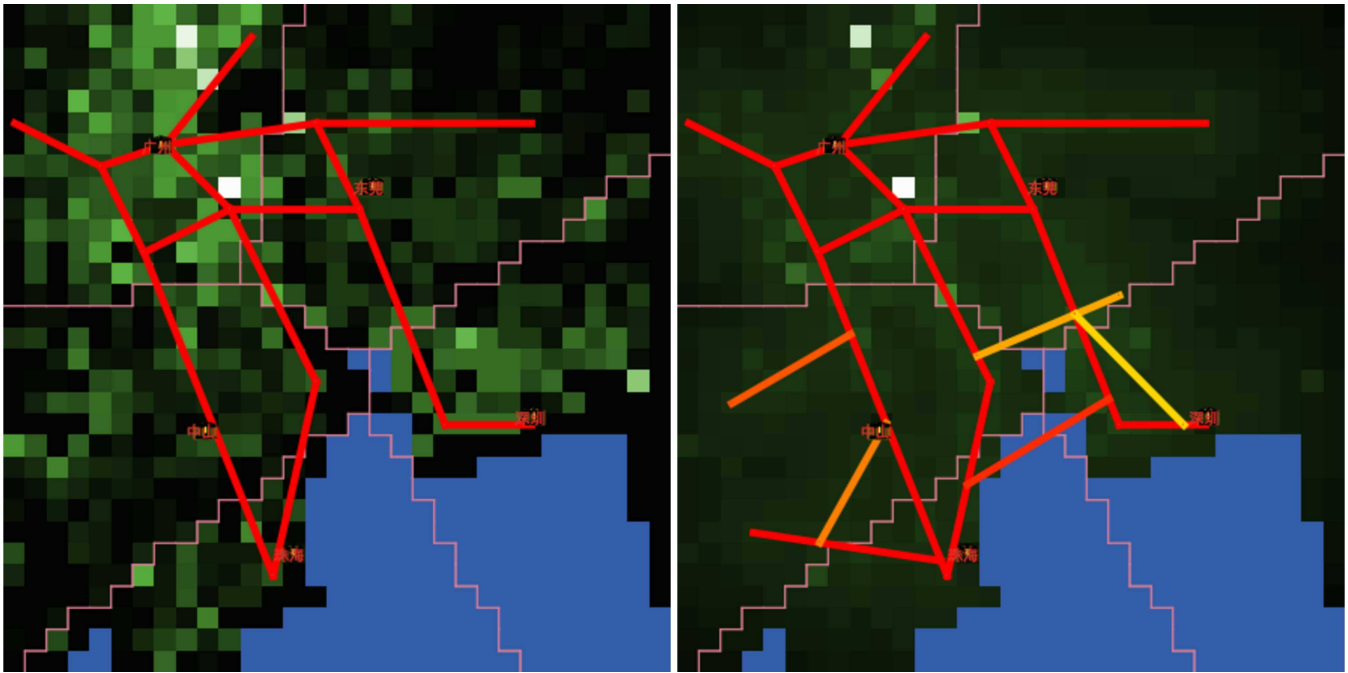


FIGURE 62 : **Exemple d'application au Delta de la Rivière des Perles.** (*Gauche*) Initialisation avec le raster de population 2010, agrégé à la résolution 5km, et le réseau autoroutier simplifié ; (*Droite*) Etat après 6 pas de temps ( $\alpha = 1$ )

uniquement puisque, selon [Hou et Li, 2011], il s'agit du moteur principal des changements dans les motifs d'accessibilité en comparaison au réseau ferré dont le développement accéléré est récent. Les réseaux sont stylisés à partir du plan donné par [Hou et Li, 2011] qui reproduit les documents officiels de la province du Guangdong en 2010. Nous considérons ainsi le réseau autoroutier en 2010 et celui planifié à cette époque. Les données des emplois sont fournies en 2010 par [SWERTS, 2017] au niveau des communes. Ils distribués ici uniformément pour chaque ville dans le raster simplifié. La Fig. 62 illustre la configuration stylisée pour le Delta de la Rivière des Perles.

#### *Procédure de calibration*

Lors de l'application d'un modèle si complexe à une situation semi-réelle, il faut rester vigilant. Il est important de choisir les processus adéquats ainsi que le niveau de granularité à reproduire. En particulier, notre modèle produit des motifs d'usage du sol relativement précis, mais utilise leur approximation comme base de la croissance du réseau, dont l'évolution qualitative permet d'informer sur les processus de gouvernance. Nous proposons pour cela de "calibrer" sur la forme d'une infrastructure donnée, au sens de déterminer des configurations de paramètres pour lesquelles en probabilité les morceaux

successifs d'infrastructure sont les plus proches d'une infrastructure visée.

Pour calibrer sur les réseaux produits par la simulation, il s'agit de comparer à un réseau de référence. C'est un problème difficile, puisque différentes mesures de proximité avec différentes significations peuvent être utilisées. Les mesures géométriques s'intéressent à la proximité spatiale des réseaux. Pour un réseau  $(E, V) = ((e_j), (v_i))$ , une distance basée sur les noeuds est donnée par  $\sum_{i \neq i'} d^2(v_i, v_{i'})$ . Une mesure plus précise qui n'est pas biaisée par d'éventuels noeuds intermédiaires est donnée par l'aire cumulée entre chaque paire de liens  $d_A = \sum_{j \neq j'} A(e_j, e_{j'})$  (il ne s'agit pas d'une distance à proprement parler), où  $A(e, e')$  est l'aire du polygone fermé constitué en reliant les sommets des liens. Nous considérerons cette dernière pour la calibration.

### *Calibration*

Les expériences que nous menons sont à usage du sol fixé, le niveau de détail requis pour des données plus anciennes et plus récentes, voir des projections, pour la population et les emplois n'étant pas permis par les données à notre disposition.

Nous faisons varier les paramètres de gouvernance, incluant le type de jeu, avec  $l_r = 2$  fixé, et explorons un échantillonnage LHS de 4000 points dans l'espace de ces paramètres, avec 10 répétitions du modèle pour chaque point. Les deux expériences menées correspondent à des configurations cible différentes :

- aucun réseau initial et réseau de 2010 comme cible, dans l'esprit d'extrapoler la configuration de gouvernance la plus probable ayant mené à la configuration actuelle ;
- réseau 2010 initial, et réseau planifié comme cible : extrapolation de la configuration de gouvernance de la planification.

Nous obtenons des résultats qualitativement similaires pour les deux expériences, suggérant qu'il n'y a pas eu de transition de type de gouvernance entre réseau passé et réseau futur. Les résultats sont illustrés en Fig. 63. On obtient, à l'étude du graphe de  $d_A$  en fonction de  $\xi$ , que le niveau régional est le plus fidèle pour reproduire la forme du réseau. Par contre, les jeux de choix discrets et de compétition se comportent différemment, et le jeu compétitif est le plus proche de la réalité quand  $\xi$  diminue : les relations entre acteurs locaux seraient a priori de nature plus compétitive qu'égoïste. Quand on étudie la variation de la distance en fonction du niveau de collaboration observé, on obtient une forme intéressante en cloche inversée, c'est-à-dire que les situations les plus probables sont soit celles où il n'y a que de la collaboration, soit celles où il n'y en a pas du tout, mais pas de situations intermédiaires. Enfin, la comparaison des distributions statistiques des distances entre les configurations cibles et

les types de jeux montre que la différence entre les jeux n'est considérable que pour le réseau réel mais pas le réseau planifié (ce qui reste une conclusion difficile à interpréter).

Nous tirons donc de cette expérience les conclusions suivantes, à prendre bien sûr avec prudence.

- Une compétition entre les acteurs est moins probable qu'un comportement égoïste dans le cas de décisions locales, puisque le jeu par choix discrets donne de meilleures performances que le Nash pour les faibles valeurs de  $\xi$ .
- Les compromis de collaboration forment des réseaux moins probables que les situations avec pleine collaboration ou avec aucune collaboration.

Ces conclusions peuvent être mises en perspective avec la compétition accrue au sein du Delta révélée par [XU et YEH, 2005]. Ainsi, cette application du modèle permet d'inférer indirectement des processus de gouvernance.

### *Discussion*

Bien que le modèle doit encore être exploré plus en profondeur et pour l'ensemble de ses modules, certains développements possibles peuvent retenir notre attention.

**NIVEAU DE DÉCISION ENDOGÈNE** Une extension pertinente serait l'étude de l'émergence de zones administratives par agrégation, c'est-à-dire l'émergence de nouveaux niveaux de gouvernance dans une région métropolitaine polycentrique. L'exemple de la Métropole du Grand Paris en est une bonne illustration en la considérant de manière simplifiée, puisqu'elle se situe entre les collectivités locales et la région ainsi que l'État [GILLI et OFFNER, 2009]. Une extension du modèle avec des règles de fusion des entités est une direction potentielle pour étudier cette question.

**COMPÉTITION POUR UNE RESSOURCE EXTERNE** L'influence des territoires extérieurs ou des externalités sur l'évolution d'une MCR est une question ouverte. Dans le cas d'une ressource commune, localisée dans l'emprise de la MCR, des dynamiques de compétition ou de collaboration peuvent s'instituer entre acteurs pour son exploitation. Ce modèle est une solution pour étudier cette situation de manière stylisée, et réaliser ainsi une expérience contrôlée sur les dynamiques de co-évolution, qui permettrait de répondre à des questions plus générales quant au rôle de l'isolation territoriale dans les processus de co-évolution.

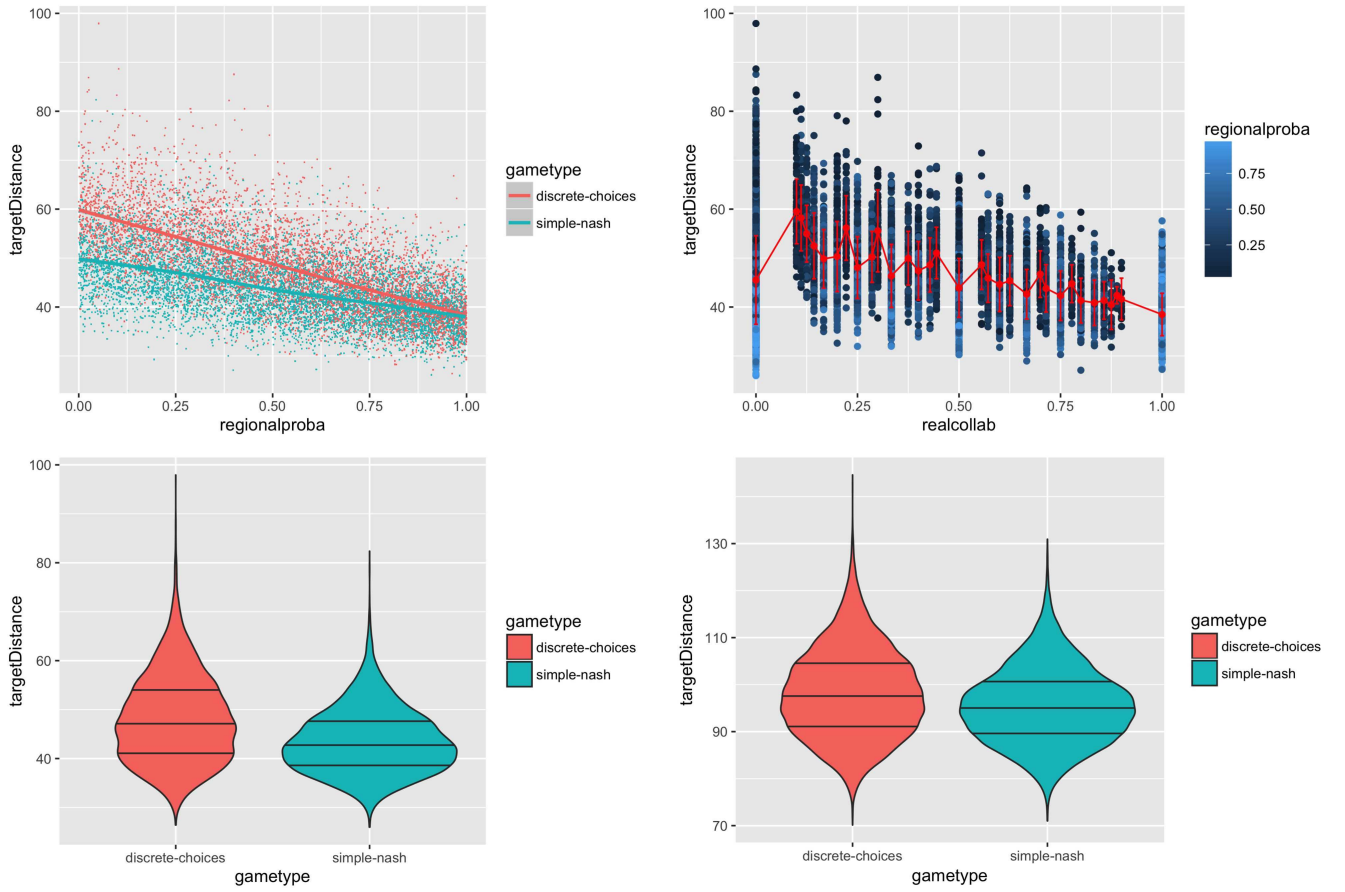


FIGURE 63 : **Calibration du modèle à usage du sol fixé.** On prend  $\alpha = 0$  pour ne faire évoluer que le réseau, et échantillonnons l'espace des paramètres de gouvernance. (*Haut Gauche*) Distance  $d_A$  au réseau cible (targetDistance), dans le cas du réseau réel, en fonction de la probabilité de décision régionale  $\xi$  (regionalproba), pour les deux types de jeu (couleur). (*Haut Droite*) Distance  $d_A$  en fonction de la probabilité de collaboration observée (realcollab); la courbe rouge donne les moyennes avec les barres d'erreur. (*Bas Gauche*) Distribution statistique de la distance en fonction du type de jeu, dans le cas du réseau réel; (*Bas Droite*) dans le cas du réseau planifié. La différence entre les types de jeux est plus grande dans le cas du réseau réelle en comparaison au réseau planifié.

★ ★  
★

Nous avons ainsi posé les premières briques de modèles visant à une intégration plus complexe des processus de co-évolution, en développant le modèle Lutecia qui a ensuite été validé de manière préliminaire et dont les potentialités ont été démontrées par l'application au cas d'étude du Delta de la Rivière des Perles.

★ ★  
★



## CONCLUSION DU CHAPITRE

Cette deuxième entrée sur les modèles de co-évolution, à l'échelle mesoscopique, a été l'occasion d'explorer le couplage entre forme urbaine et fonctions au travers du couplage entre territoire et réseau. En comparaison avec les modèles macroscopiques, les processus pris en compte ici sont beaucoup plus variés et complémentaires.

Un premier modèle de morphogenèse inclut différentes heuristiques pour la croissance du réseau, qui sont nécessaires et complémentaires pour capturer toute l'étendue possible des configurations de réseau générées. Nous montrons que le modèle est capable de se rapprocher de situation observées, pour la forme territoriale, la topologie du réseau, ainsi que pour les corrélations statiques entre ces indicateurs, tout en nécessitant un compromis entre ces différents objectifs. En termes de régimes de causalité, et donc de capture de dynamiques co-évolutives, le modèle est capable d'en capturer dans certaines situations précises, mais on tire de cette expérience une leçon fondamentale pour les modèles de co-évolution : une fidélité des processus ou des configurations statiques doit se faire au prix de la flexibilité des régimes dynamiques produits. Cela peut être un effet structurel des modèles, ou plus intéressant, une restriction des régimes existants dans les situations réelles.

Nous avons ensuite fait le pari d'introduire un modèle plus complexe, incluant une ontologie pour les processus de gouvernance pour l'évolution du réseau de transport. Nous menons des premières expériences de validation du modèle sur données synthétiques, et proposons une application au cas du Delta de la Rivière des Perles, renouvelant le regard que nous en avons apporté en 1.2. Nous montrons par exemple qu'il est possible d'extrapoler des paramètres liés au niveau de collaboration entre acteurs. Cette section permet ainsi d'introduire une nouvelle façon de considérer la co-évolution, prenant en compte l'intégralité du cadre conceptuel développé en 1, et ouvre également de nombreuses perspectives de recherche.

★            ★

★