



HAL
open science

Modèles multi-agents de déplacement à base d'activités : Etat de l'art

Mahdi Zargayouna

► To cite this version:

Mahdi Zargayouna. Modèles multi-agents de déplacement à base d'activités : Etat de l'art. [Rapport de recherche] Université gustave eiffel. 2021. hal-03535180

HAL Id: hal-03535180

<https://hal.science/hal-03535180>

Submitted on 19 Jan 2022

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

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

Modèles multi-agents de déplacement à base d'activités : Etat de l'art

Rapport d'expertise de l'Université Gustave Eiffel

A l'attention de	Ville de Paris, Direction de la voirie et des déplacements
Auteur	Mahdi Zargayouna (COSYS/GRETTIA)
Date	18 juin 2021
Diffusion externe	Restreinte (embargo de six mois)
Relu par	Christine Buisson (COSYS/LICIT) et Anne Aguilera (AME/LVMT)

Sommaire

I.	INTRODUCTION	2
II.	LES SYSTÈMES MULTI-AGENTS	3
II.1.	AGENT	3
II.2.	SYSTÈMES MULTI-AGENTS (SMA)	3
II.3.	ORGANISATION DANS LES SMA	4
II.4.	INTERACTION	4
II.5.	ENVIRONNEMENT	5
III.	LES MODÈLES MULTI-AGENTS À BASE D'ACTIVITÉ	5
III.1.	FONDATEURS	5
III.2.	ECHELLES TEMPORELLES : LONG-TERME ET ACTIVITÉS QUOTIDIENNES	6
III.3.	MODÈLES DE DEMANDE ET MODÈLES D'OFFRE	7
III.4.	AGRÉGATION OU DÉSAGRÉGATION	8
III.5.	MODÈLES DE CHOIX DISCRET	8
III.6.	PLATEFORMES DE SIMULATION MULTI-AGENTS À BASE D'ACTIVITÉS	12
IV.	POPULATIONS SYNTHÉTIQUES	17
IV.1.	PRINCIPE ET OBJECTIFS	17
IV.2.	QUELLES DONNÉES EN FRANCE	18
IV.3.	RECONSTRUCTION SYNTHÉTIQUE	19
IV.4.	AJUSTEMENT PROPORTIONNEL ITÉRATIF (ITERATIVE PROPORTIONAL FITTING - IPF)	20
IV.5.	MISE À JOUR PROPORTIONNELLE ITÉRATIVE (ITERATIVE PROPORTIONAL UPDATING - IPU)	23
IV.6.	OPTIMISATION COMBINATOIRE	25
IV.7.	QUELQUES OUTILS POUR LA CRÉATION DE POPULATIONS SYNTHÉTIQUES	27
V.	CALIBRAGE ET VALIDATION	28
V.1.	INTRODUCTION	28
V.2.	UN CADRE GÉNÉRAL POUR LE CALIBRAGE DES SIMULATIONS	30
V.3.	ANALYSE DE SENSIBILITÉ	32
V.4.	CALIBRAGE	37
V.5.	VALIDATION STATISTIQUE POUR LA SIMULATION BASÉE SUR DES AGENTS	40
VI.	CONCLUSION	42
VII.	RÉFÉRENCES	43

I. Introduction

Des systèmes complexes et à grande échelle, dans différents contextes sociodémographiques et diverses configurations et scénarios, pourraient être modélisés en simulant le comportement et les interactions de millions d'« agents ». Le paradigme multi-agents fournit un haut niveau de détails et permet de représenter des phénomènes et des modèles non linéaires qui seraient difficiles à aborder avec des approches analytiques [1]. Parmi les modèles multi-agents, il existe une classe appelée modèles à base d'activités, qui répond spécifiquement au besoin de représentation réaliste de la demande de transport et du comportement humain dans un contexte de mobilité. Le cadre de la modélisation à base d'activités (ABM pour *activity-based modeling*) a été développé à l'origine en réponse à la demande de modèles de demande de transport plus réalistes, capables d'analyser un plus large éventail de politiques de transport. Ces modèles sont généralement mieux à même d'évaluer la demande de déplacements et les stratégies de gestion de l'offre de transport, telles que la tarification routière, les systèmes de transport intelligents et les politiques de modification des comportements de déplacements (horaires flexibles, covoiturage, télétravail), que la génération précédente de modèles de flux agrégés qui se concentrent généralement sur l'évaluation de l'amélioration de la capacité du réseau.

Récemment, ces modèles sont devenus plus largement utilisés dans la pratique. Les modèles à base d'activités présentent certaines similitudes avec les modèles traditionnels en 4 étapes [2] : les activités sont générées, les destinations des activités sont identifiées, les modes de déplacement sont déterminés et, enfin, les chemins spécifiques du réseau utilisés pour chaque déplacement sont estimés. Cependant, les modèles à base d'activités comportent des avancées significatives par rapport aux modèles 4 étapes, telles que la représentation explicite de contraintes de temps et d'espace, ainsi que les liens entre les activités et les déplacements, tant pour un individu que pour plusieurs individus d'un même ménage. Ces liens leur permettent de représenter de manière plus réaliste l'effet des conditions de déplacement sur les choix d'activité et de déplacement. Les modèles à base d'activités ont également la capacité d'incorporer l'influence d'attributs très détaillés au niveau de l'individu et du ménage, et la capacité de produire des informations détaillées sur un ensemble plus large de mesures de performance. Ces capacités sont possibles parce que les modèles à base d'activités fonctionnent au niveau de l'individu plutôt qu'au niveau d'une zone plus agrégée comme la plupart des modèles basés sur les déplacements.

Dans les modèles à base d'activités, contrairement aux modèles analytiques traditionnels basés sur les déplacements, la demande de déplacement découle des besoins du voyageur de poursuivre certaines activités distribuées dans l'espace et le temps. Par conséquent, la compréhension des décisions de voyage devient secondaire par rapport à la compréhension fondamentale des activités des agents [3].

Ce rapport commence d'abord par présenter les systèmes multi-agents d'une manière générale avant de détailler les aspects les plus importants des modèles à base d'activités : leur fonctionnement général, la génération de population synthétique et enfin le calibrage et la validation.

II. Les systèmes multi-agents

II.1. Agent

Selon Wooldridge [4], un agent est « un système informatique situé dans un environnement et capable d'appliquer des actions autonomes dans le but de satisfaire ses buts ». Selon Ferber [5], un agent est une entité informatique qui :

- se trouve dans un système informatique ouvert (ensemble d'applications, de réseaux et de systèmes hétérogènes),
- est mue par un ensemble d'objectifs propres,
- possède des ressources propres,
- ne dispose que d'une représentation partielle des autres agents,
- possède des compétences (services) qu'elle peut offrir aux autres agents,

a un comportement tendant à satisfaire ses objectifs, en tenant compte des ressources et des compétences dont elle dispose et en fonction de ses représentations et des communications qu'elle reçoit.

Les caractéristiques les plus communément admises pour décrire un agent sont l'autonomie, la réactivité et la sociabilité. L'autonomie spécifie qu'un agent autonome agit sans l'intervention des humains ou des autres agents, et qui possède un contrôle sur ces actions et sur ses états internes. Un agent est ainsi une entité informatique qui possède la liberté de répondre aux appels à ses compétences et de prendre des initiatives sans avoir recours à des interventions externes. La réactivité d'un agent est sa capacité de réagir en cas de changements de l'état de son environnement. Les choix d'actions se feront en fonction de sa perception des changements. Cette perception guide ses choix et sa gestion d'actions. La sociabilité est le degré d'interaction qu'un agent peut avoir avec les autres agents. L'interaction peut se faire pour un besoin propre à l'agent ou pour un besoin de coordination entre les agents du même système.

Weiss [6] distingue deux types d'agents en se basant sur leurs capacités de raisonnement : les agents réactifs qui sont fondés sur un mécanisme de stimuli-réactions, et les agents cognitifs qui possèdent un module de délibération intégrant un processus décisionnel complexe.

II.2. Systèmes multi-agents (SMA)

Ferber [5] définit un système multi-agents (SMA) comme un système composé de :

Un environnement E , c'est-à-dire un espace disposant généralement d'une métrique associée.

Un ensemble d'objets O . Ces objets sont situés, c'est-à-dire que, pour tout objet, il est possible, à un moment donné, d'associer une position dans E . Ces objets sont passifs, c'est-à-dire qu'ils peuvent être perçus, créés, détruits et modifiés par les agents.

Un ensemble A d'agents, qui sont des objets particuliers, lesquels représentent les entités actives du système.

Un ensemble de relations R qui unissent des objets et des agents entre eux.

Un ensemble d'opérations Op permettant aux agents de A de percevoir, produire, consommer, transformer et manipuler des objets de O .

Des opérateurs chargés de représenter l'application de ces opérations et la réaction du monde à cette tentative de modification, appelés « les lois de l'univers ».

Fayech [7] définit les SMA comme « un réseau d'agents (solveurs) faiblement couplés qui coopèrent ensemble pour résoudre des problèmes qui dépassent les capacités ou les connaissances individuelles de chaque agent. Les agents sont autonomes et peuvent être de natures hétérogènes. »

Ainsi, les agents d'un SMA, n'ayant pas une visibilité globale sur leur environnement, ne peuvent avoir qu'un champ d'actions limité sur l'ensemble des objets de cet environnement. De ce fait pour résoudre un problème global, ces agents sont amenés à coopérer et à communiquer pour échanger des informations et pour mieux coordonner leurs actions individuelles et locales. Par conséquent, un système multi-agents doit avoir une forme d'organisation qui définit les règles de ces échanges.

II.3. Organisation dans les SMA

La notion d'organisation des agents dans un SMA s'impose pour définir les rôles des agents et les mécanismes de coordination et de communication entre eux [6]. La coordination est « la propriété d'un système composé d'au moins deux agents, exécutant des actions dans un environnement partagé ». Ainsi, la notion d'environnement partagé implique le besoin de coordination entre les différents agents du système. Deux types de coordinations existent : la négociation et la coopération. La négociation pour les agents antagonistes (ayant des buts et des objectifs contradictoires) permet d'éviter les situations de conflits. La négociation peut être considérée comme un moyen de résolution de conflit entre plusieurs agents. Selon [7], la négociation est une méthode de coordination qui permet à plusieurs agents d'atteindre un accord mutuel pour entreprendre une action donnée d'une certaine manière. Elle induit, par cette communication, des redéfinitions de buts initiaux, des concessions mutuelles, des mensonges ou des menaces. D'autre part, la coopération pour les agents non antagonistes permet d'améliorer l'efficacité et l'utilité de chacun d'eux. La coopération est la coordination parmi des agents non antagonistes, qui cherchent à se satisfaire mutuellement sans se gêner. Ce type de coordination basé sur l'échange d'informations peut avoir la forme d'une collaboration où la répartition des tâches entre les agents est étudiée.

II.4. Interaction

Pour se coordonner entre eux, pour négocier, et pour coopérer les agents ont besoin d'interagir entre eux. Dans les SMA, deux types d'interactions existent : la communication directe et la communication indirecte.

La communication directe utilise un langage de communication pour pouvoir échanger des messages entre les agents. Les messages contiennent des informations que les agents désirent échanger afin d'aboutir aux besoins de leurs tâches. L'émetteur utilise le langage pour coder l'information à

envoyer qui sera ensuite décodée par l'agent récepteur via le même langage. Deux langages sont couramment utilisés [8] : KQML (*Knowledge Query and Manipulation Language*) et ACL (*Agent Communication Language*).

La communication indirecte utilise l'environnement comme support d'interaction. Pour transmettre une information, un agent émetteur effectue une modification sur l'environnement qui sera perçue puis interprétée par l'agent récepteur. Le meilleur exemple de ce type de communication est celui des fourmis qui communiquent entre elles le chemin vers la source de nourriture à travers le dépôt de phéromones.

II.5. Environnement

L'environnement représente une composante majeure et essentielle dans ces systèmes. En effet, tous les états et les actions d'un agent dépendent de l'état de l'environnement, tels que perçus par les agents. Il peut aussi être la base des échanges et interactions entre les différents agents d'un SMA. L'environnement dans les systèmes multi-agents possède plusieurs propriétés, ce qui offre une richesse aux processus de modélisation. Les différentes propriétés d'un environnement multi-agents selon [9] sont: i) Accessible ou inaccessible ; ii) Déterministe ou indéterministe ; iii) Épisodique ou non épisodique ; iv) Statique ou dynamique ; v) Discret ou continu. Les classes les plus complexes d'environnements concernent ceux qui sont inaccessibles, indéterministes, non-épisodiques, dynamiques et continus.

Dans ce qui suit, nous nous intéressons à la simulation multi-agents à base d'activités, et aux plateformes de simulation existantes.

III. Les modèles multi-agents à base d'activité

III.1. Fondations

L'une des hypothèses fondamentales des modèles de déplacements à base d'activités est que la demande de déplacements découle des besoins et des désirs des personnes de participer à des activités. Dans certains cas, ces activités peuvent avoir lieu à l'intérieur de leur domicile, mais dans de nombreux cas, ces activités sont situées à l'extérieur de leur domicile, ce qui entraîne la nécessité de se déplacer. Les modèles à base d'activités sont fondés sur des théories comportementales concernant la manière dont les gens prennent des décisions sur la participation à des activités en présence de contraintes, y compris des décisions sur le lieu et le moment de la participation à des activités, et sur la manière de se rendre à ces activités. Parce qu'ils représentent les décisions et le comportement qui en résulte de manière plus réaliste, ces modèles sont souvent plus à même de représenter la manière dont les investissements, les politiques ou d'autres changements auront un impact sur le comportement de déplacement des individus.

Les modèles à base d'activités se distinguent des modèles basés sur les déplacements par un certain nombre de caractéristiques. Les modèles basés sur les activités représentent les choix d'activités et de déplacements de chaque personne sur l'ensemble de la journée, en tenant compte des types d'activités auxquelles l'individu doit participer et en fixant les priorités pour la programmation de ces

activités (par exemple, en donnant la priorité aux activités professionnelles sur les activités de shopping). Au fur et à mesure que l'emploi du temps d'une personne se remplit, le temps disponible pour participer à d'autres activités et se déplacer vers celles-ci diminue.

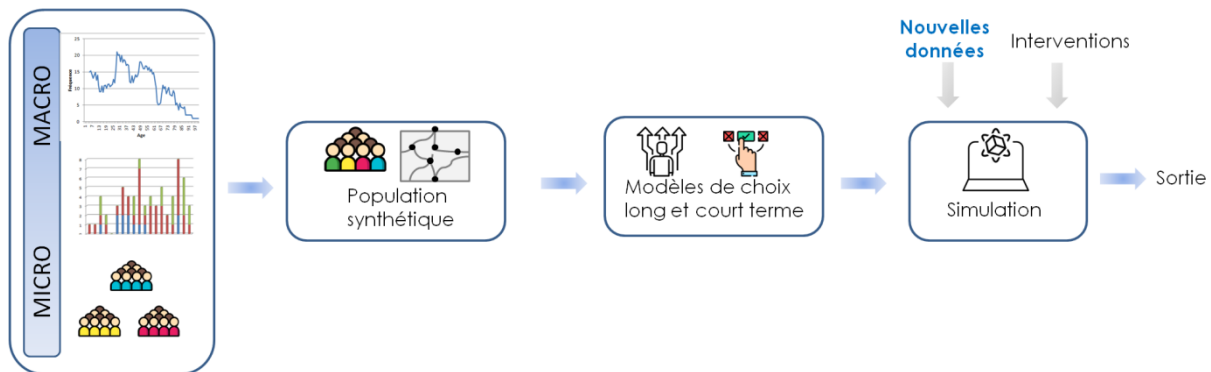


Fig. III.1 Processus de modélisation et de simulation à base d'activités

III.2. Echelles temporelles : long-terme et activités quotidiennes

Certains des choix importants qui influencent le comportement quotidien en matière de déplacements ne sont pas faits tous les jours, mais moins fréquemment, c'est à dire à plus long terme. L'un de ces choix est celui du lieu de résidence. Dans la plupart des modèles à base d'activités, le choix résidentiel est implicite dans le processus de synthèse de la population, décrit dans la section suivante. Les choix connexes sont les décisions concernant le lieu de travail (pour les travailleurs) et le lieu de scolarisation (pour les étudiants/élèves). D'autres choix à plus long terme sont liés aux options de mobilité spécifiques dont les personnes et les ménages décident de s'équiper. Il peut s'agir de la possession d'une voiture, d'un permis de conduire, d'une bicyclette, d'un abonnement aux transports en commun ou d'un transpondeur de péage. La nature des horaires de travail ou encore la disponibilité d'un véhicule de fonction ou d'une place de stationnement gratuite ou subventionnée sur le lieu de travail constituent également des éléments importants. Toutes ces décisions en matière de mobilité peuvent influencer de manière significative la disponibilité et l'attractivité des différents choix de lieux, de modes et d'horaires qui composent les schémas d'activité et de déplacement quotidiens.

Deux considérations particulières sont incluses dans plusieurs des modèles à base d'activités utilisés dans la pratique : la possession d'une carte de transport en commun et la disponibilité de stationnement.

D'une part, la possession d'une carte de transport en commun est généralement modélisée sous la forme d'un choix binaire (oui ou non), bien qu'il soit également possible de modéliser le type de titre de transport que possède une personne. L'aspect essentiel de la possession d'un abonnement de transport en commun est que, une fois l'abonnement acheté, le coût marginal de l'utilisation du transport en commun devient nul. Ainsi, une personne qui achète ou qui obtient un abonnement subventionné pour se rendre au travail peut également être plus susceptible d'utiliser le transport en

commun à d'autres fins. Lors de la modélisation de la possession d'un abonnement de transport en commun, il est également important de simuler le prix d'achat d'un abonnement et l'effet de ce prix sur la décision d'abonnement, afin que les détenteurs d'abonnements ne soient pas représentés comme étant totalement insensibles aux politiques tarifaires du transport en commun.

D'autre part, les données sur le prix du stationnement introduites dans les modèles à base d'activités représentent généralement le prix moyen des places de stationnement payant dans une certaine zone ou région. En réalité, cependant, toutes les personnes qui se garent dans la zone n'ont pas besoin de payer pour une place de stationnement. Cela est particulièrement vrai pour les travailleurs, dont beaucoup bénéficient de places de stationnement gratuites ou subventionnées sur leur lieu de travail ou à proximité. Une manière simple d'intégrer cela dans la structure d'un modèle à base d'activités est d'inclure un modèle qui prédit si chaque travailleur dispose ou non d'une place de stationnement gratuite sur son lieu de travail, ou s'il doit payer le prix du marché pour une place de stationnement. Ce type de modèle permet également de simuler les politiques de stationnement des employeurs ou des pouvoirs publics.

III.3. Modèles de demande et modèles d'offre

Les modèles à base d'activités sont des modèles de demande de déplacements. Ils peuvent estimer la demande de déplacements des résidents de la région, la demande de déplacements à des fins commerciales, ou la demande de déplacements à des fins ou destinations spécifiques telles que des événements spéciaux (comme des concerts) ou des aéroports. Ces déplacements dépendent de l'organisation spatiale des logements et des activités socio-économiques. Cette demande est généralement caractérisée par des informations sur les origines, les destinations, les horaires et les modes de déplacement.

Les modèles d'offre prédisent quant à eux la performance du système de transport, compte tenu d'une demande en entrée et des caractéristiques de l'infrastructure. Ces indicateurs de performance comprennent des mesures telles que les temps et les coûts de déplacement origine-destination par heure du jour et par mode, ainsi que les volumes estimés des liaisons.

Les estimations de temps, de coûts et d'autres critères relatifs au fonctionnement du réseau, produites par le modèle d'offre, sont ensuite réinjectées dans le modèle de demande. L'interaction entre ces deux modèles permet de simuler les déplacements, avec leurs localisations, leurs horaires de réalisation, leurs durées, etc.

Les modèles à base d'activités prévoient la demande de déplacements des résidents de la région - le motif et le nombre d'activités, ainsi que la quantité et le type de déplacements nécessaires pour réaliser ces activités. Ils simulent aussi les destinations de ces activités, le mode de déplacement utilisé pour accéder aux lieux des activités et le moment de ce déplacement. Cette demande de mobilité est principalement influencée par les caractéristiques des ménages et des individus, ainsi que par la performance du système de transport, telle que reflétée par les temps de déplacement, les coûts et l'accessibilité. Les caractéristiques des ménages et des individus sont introduites dans le modèle à base d'activités à partir de sources exogènes d'informations démographiques présentes et

souvent futures. Les données sur la performance du réseau dans le modèle à base d'activités sont issues d'un modèle d'offre du réseau, qui est généralement exécuté de manière séquentielle et itérative avec le modèle basé sur l'activité.

III.4. Agrégation ou désagrégation

L'une des caractéristiques distinctives des modèles à base d'activités est qu'ils sont généralement mis en œuvre à l'aide d'un cadre de micro-simulation désagrégé dans lequel les choix sont prédits à différents niveaux de décision, tels que les ménages, les individus, les itinéraires et les déplacements.

Dans un modèle traditionnel basé sur les déplacements, les estimations globales de la demande sont d'abord prédites. Chaque étape ultérieure du système de modélisation désagrège davantage les estimations globales de la demande. Par exemple, le nombre total de générations de voyages et d'attractions par motif est d'abord prédit pendant l'étape de génération de voyages pour chaque zone d'analyse des déplacements (*travel analysis zone* – TAZ). Ces générations totales de déplacements et d'attractions sont ensuite désagrégées en paires origine-destination lors de l'étape de distribution des voyages. Au sein de chaque paire origine-destination, le nombre de déplacements est ensuite désagrégé pour estimer le nombre de déplacements par mode au cours de l'étape de choix du mode de déplacement. Une fois que toutes ces étapes de désagrégation ont été réalisées, la demande peut être introduite dans le modèle d'affectation du réseau.

En revanche, dans un modèle à base d'activités, les estimations désagrégées de la demande sont d'abord prédites, puis ces estimations sont agrégées par zone et heure du jour pour être introduites dans le modèle d'affectation du réseau. La production d'estimations désagrégées de la demande permet de réduire le biais dans les estimations de la demande et offre une plus grande flexibilité pour analyser les impacts des politiques et des investissements. Cependant, l'utilisation de ces données désagrégées doit être éclairée par le contexte de l'analyse. Bien que le modèle à base d'activités produise des estimations désagrégées précises de la demande à des résolutions spatiales et temporelles détaillées pour de nombreux segments de marché, la précision de ces estimations à des niveaux fins de désagrégation doit être soigneusement prise en compte dans l'application.

III.5. Modèles de choix discret

Les modèles à base d'activités simulent les décisions des ménages et des individus en matière d'activités et de déplacements, qui aboutissent collectivement aux schémas d'activités observés. Ces schémas d'activités se composent de nombreuses petites décisions, souvent liées entre elles, comme l'heure à laquelle on part de chez soi pour aller travailler le matin, le mode de transport à utiliser, l'opportunité de faire un arrêt supplémentaire pour aller faire des courses sur le chemin du retour et le lieu de cet arrêt. D'autres décisions à plus long terme ont également une incidence sur l'activité et les déplacements, comme le choix du lieu de travail, du lieu d'habitation, du nombre de voitures possédées et de la participation ou non de l'employeur au programme d'abonnement aux transports en commun.

Dans la figure III.1, le diagramme le plus à gauche représente le choix entre cinq options de mode différentes. Cependant, les modèles de choix sont également utilisés pour modéliser d'autres types de choix, tels que celui de la destination et de l'horaire, représentés respectivement par les diagrammes du centre et de droite. Les choix effectués dans l'espace et le temps, respectivement, sont en réalité de dimension continue, que les modélisateurs décomposent en unités discrètes pour faciliter l'analyse et le calcul. Certains des premiers modèles à base d'activités utilisaient des modèles de régression et des modèles de durée fondés sur le risque, pour prédire la durée ou l'heure de fin de l'activité, à partir d'un point de départ ; toutefois, dans la pratique, les formulations de choix discrets telles que celles illustrées à la figure III.1 se sont avérées plus faciles à calibrer et à intégrer à d'autres structures de modèles. Il est aussi plus facile d'y incorporer la sensibilité aux conditions de déplacement, qui varient selon l'heure de la journée.

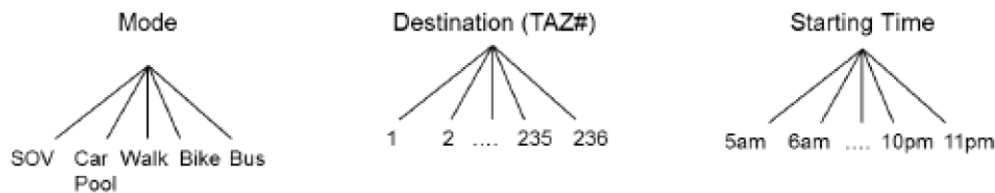


Figure III.2. Structures de choix appliquées aux dimensions activité-déplacement du mode, de l'espace et du temps [10]

Pour les choix de destination, l'unité fondamentale d'analyse peut être une zone, ou des unités plus petites, comme une cellule de grille, une micro-zone ou même une parcelle. De même, les modélisateurs découpent le temps en intervalles et déterminent un intervalle de temps de départ pour chaque activité. Dans la pratique, les systèmes de modélisation à base d'activités utilisés à ce jour ont utilisé des intervalles de décision variés, de 60, 30 et même 15 minutes. Or, la manière dont l'espace et le temps sont transformés en intervalles discrets a des répercussions importantes sur la manière dont ces données sont traitées dans les enquêtes, sur la création de réseaux de points de chargement, sur les intervalles de temps d'affectation et sur la maintenance des bases de données géographiques.

Horizons de choix : En plus des différentes unités d'analyse, les modèles à base d'activités prennent en compte différents horizons temporels. Des choix de long terme peuvent concerner notamment le choix de l'emplacement du lieu de travail, du nombre de voitures du ménage et de l'achat éventuel d'une carte de transport en commun par un individu. Alors que le lieu de travail et la carte de transport sont des choix individuels, le nombre de voitures à posséder est un exemple de choix au niveau du ménage. Dans la vie réelle, ces trois décisions peuvent être quelque peu interdépendantes. Par exemple, le nombre de voitures possédées peut dépendre du lieu de travail de chaque membre du ménage. Dans le cas de certains travailleurs à temps partiel, cependant, le sens de la causalité peut être inversé. En outre, l'achat d'une carte de transport en commun peut également dépendre du lieu de travail et de la disponibilité des voitures dans le ménage. La séquence dans laquelle ces décisions sont représentées dans les systèmes de modélisation par activités fait partie de la conception du modèle. En outre, certains modèles développés dans un cadre de recherche tentent d'intégrer ces décisions dans un choix unique multidimensionnel plus complexe. L'ensemble des

choix sont des représentations simplifiées de modèles visant à générer des schémas de tournées quotidiennes et certains détails des arrêts.

Choix conjoints et conditionnels. Comme de nombreux choix sont interdépendants, les conceptions de systèmes de modélisation à base d'activités tentent de capturer ces interdépendances dans la mesure du possible. La plupart des modélisateurs reconnaissent que ce qui a été décrit comme des choix distincts, tels que le mode et la destination, sont en réalité des choix groupés ; par exemple, le choix entre des combinaisons de mode et de destination. Bien qu'il soit possible d'énumérer toutes les combinaisons de destination et de mode, toutes au même niveau, cela ne conduit pas nécessairement à une plus grande précision et est moins pratique en termes d'estimation et d'application du modèle. Le choix de la destination conditionne le choix du mode, et les temps de parcours et les coûts composites des modes disponibles pour se rendre à chaque destination alternative affectent le choix de la destination.

Maximisation de l'utilité. Bien qu'il y ait plusieurs manières de modéliser les choix, il y a consensus sur le fait que ceux-ci font partie d'un processus délibéré dans lequel un individu compare la valeur d'une alternative par rapport à une autre et choisit celle qui est la plus susceptible de maximiser son bien-être. En conséquence, les modèles de choix discrets basés sur le principe de la maximisation de l'utilité aléatoire (*random utility maximization* - RUM) sont devenus la principale méthode de modélisation des choix d'activité et de déplacement. Bien qu'il existe un certain nombre de théories concurrentes de la prise de décision qui pourraient être plus efficaces que le RUM dans certains contextes de décision - comme l'élimination par aspects, la minimisation des regrets et la théorie des perspectives – la RUM s'est avérée robuste dans un large éventail de contextes de décision. L'hypothèse est que les gens choisissent l'alternative qui leur procure l'utilité la plus élevée parmi les alternatives disponibles. La RUM s'est avérée robuste pour un large éventail de décideurs et de contextes de choix. Elle est appliquée de manière probabiliste dans la formulation des modèles, ce qui permet de tenir compte de l'erreur de mesure et de l'hétérogénéité aléatoire de la population. Parmi les hypothèses les moins réalistes de la RUM figure le fait que le décideur connaît parfaitement les attributs de chaque alternative et accorde la même attention à toutes les alternatives disponibles.

Théorie de l'utilité aléatoire. Puisque la plupart des professionnels de la modélisation de la demande de déplacements sont au moins familiers avec les modèles de choix de mode, cette section met en évidence certains aspects importants des modèles de choix discrets, qui sont centraux pour leur utilisation dans la modélisation des déplacements à base d'activités. Les rôles des ensembles de choix, de l'utilité composite ou des sommes logarithmiques, ainsi que la manière dont les modèles sont appliqués dans un environnement de simulation, font l'objet d'une attention particulière. Nous supposons que le décideur sélectionne l'alternative qui est perçue comme offrant l'utilité maximale parmi un ensemble d'alternatives qui s'excluent mutuellement, que nous appelons l'ensemble des choix. L'observateur ne connaît pas les véritables utilités, mais il peut les déduire des choix effectués. Les sources d'erreur comprennent les variables manquantes, la variation inobservée des goûts (préférences), les erreurs de mesure (temps de trajet réel par rapport au temps de trajet perçu) et l'utilisation d'une forme fonctionnelle incorrecte (linéaire, non linéaire, hiérarchique, etc.).

L'utilité est égale à la somme pondérée des attributs de l'alternative. Les pondérations dans le modèle sont connues sous le nom de paramètres du modèle. Ces paramètres peuvent être estimés à partir de données d'enquête, empruntés à un autre modèle ou déterminés sur la base de l'expérience. Les paramètres convertissent les attributs modaux en diverses unités, comme les minutes et les centimes, en une valeur générale appelée « util » (puisque'ils mesurent l'utilité). Cela a des implications importantes sur la manière dont les poids peuvent être comparés les uns aux autres. Il existe un terme supplémentaire appelé constante spécifique au mode (ou à l'alternative). Elle représente la valeur (en util) de tous les attributs de l'alternative qui ne sont pas explicitement énumérés dans l'équation d'utilité. Dans le cas du transport en commun, il peut s'agir de facteurs difficiles à mesurer tels que la fiabilité et la sécurité ou encore de l'influence de la météo sur le choix du transport en commun.

Expressions d'utilité et probabilités de choix : La probabilité de choisir une alternative i dans un ensemble d'alternatives de choix C peut être exprimée de manière probabiliste comme suit :

$$\begin{aligned} P(i: C) &= \text{Prob}(U_i \geq U_j, \forall j \in C) \\ &= \text{Prob}(V_i + \varepsilon_i \geq V_j + \varepsilon_j, \forall j \in C) \end{aligned}$$

Des hypothèses générales pour la distribution du terme d'erreur, suivant une distribution de Gumbel, conduisent au modèle logit multinomial :

$$P(i: C) = \frac{\exp(V_i)}{\sum_{\forall j} \exp(V_j)}$$

Il s'agit du modèle qui est souvent utilisé pour représenter les choix de mode. Il s'accompagne de l'importante hypothèse simplificatrice selon laquelle les termes d'erreur sont distribués de manière indépendante et identique (IID). La propriété IID est importante, car elle suppose qu'un changement de l'utilité (par exemple, le niveau de service ou le coût) d'une alternative aura un effet proportionnel égal sur les probabilités de choisir toutes les autres alternatives, toutes choses étant égales par ailleurs. Cette hypothèse n'est pas nécessairement valable dans tous les contextes de choix.

Modèles emboîtés et utilité composite - sommes logarithmiques : Une raison de relâcher l'hypothèse IID est de tenir compte de la corrélation entre les alternatives qui peuvent partager des similarités non observées. Par exemple, les voyageurs peuvent considérer deux types d'alternatives de transport en commun, comme le bus et le métro, comme étant plus similaires (c'est-à-dire des substituts plus proches) que d'autres modes alternatifs. Ainsi, une modification du niveau de service du bus devrait avoir un effet plus important sur le métro que sur les alternatives automobiles, par exemple. Une forme alternative commune pour cela est le modèle logit emboîté. Comme nous l'avons vu plus haut, les systèmes de modélisation à base d'activités font un usage intensif de ces choix hiérarchiques ou « emboîtés » pour d'autres objectifs que le choix du mode de transport.

L'importance des ensembles de choix : L'ensemble de choix est le groupe d'alternatives considérées comme disponibles pour le voyageur dans un contexte de choix donné. Le rôle de la formation et des

restrictions des ensembles de choix est important dans les systèmes de modélisation à base d'activités. Cela est particulièrement vrai pour les choix imbriqués et les relations de choix conditionnels. Dans les contextes de choix conditionnels, le choix du modèle en amont conditionnera dans de nombreux cas la disponibilité des alternatives en aval. Par exemple, le choix du mode de déplacement conditionne la disponibilité de certains modes de déplacement. D'une manière générale, si une personne choisit de ne pas conduire, le mode voiture particulière ne sera pas disponible pour tous les déplacements prévus. De même, on pourrait s'attendre à ce que le vélo ne soit disponible que pour les personnes qui ont quitté leur domicile avec un vélo. Cependant, dans les enquêtes auprès des ménages, il est courant de trouver des exceptions à ces hypothèses, car les gens laissent parfois leur voiture et leur bicyclette derrière eux, utilisent des véhicules de location ou d'entreprise, ou ont accès à des services d'autopartage ou de vélo en libre-service. En outre, la présence ou l'absence d'une alternative dans un choix de niveau inférieur peut affecter considérablement l'utilité composite du choix de niveau supérieur. Dans un contexte politique, si l'on devait modéliser l'ajout d'un nouveau service de transport en commun dans une région qui améliorerait considérablement le temps de déplacement dans certaines zones, l'ajout d'une nouvelle alternative pour desservir ces paires de zones rendrait ces destinations plus attrayantes. Ce changement d'accessibilité se refléterait dans les sommes logarithmiques de choix de mode qui seraient utilisées par un modèle de choix de destination en amont, voire par des modèles de choix de lieu de travail et de propriété automobile à long terme.

Autres considérations : Les modèles multinomiaux et logit emboîtés décrits sont de loin les formes de modèle les plus courantes utilisées en pratique dans le système de modélisation à base d'activités. Ils doivent cette omniprésence au fait qu'ils sont relativement faciles à comprendre et à mettre en œuvre dans un large éventail de contextes de choix. L'utilisation de différentes formes de modèles est, bien sûr, possible. Certains modèles s'écartent du paradigme du RUM pour tenter de saisir différentes théories de prise de décision, comme l'aversion au risque. La complexité de calcul, le temps d'exécution et la capacité d'expliquer les résultats aux utilisateurs finaux sont toutefois les principaux défis de l'adoption des formes de modèles plus avancées dans la pratique. Les lecteurs intéressés peuvent consulter les recherches dans le domaine des choix discrets et des modèles économétriques connexes. Parmi les excellentes références de base sur les modèles de choix discrets, citons les travaux de Ben-Akiva et Lerman [11], Hensher et Rose [12], Koppelman et Bhat [13] et Train [14].

III.6. Plateformes de simulation multi-agents à base d'activités

Les modèles à base d'activités peuvent être classés en deux types de systèmes. Le premier se concentre sur la demande et modélise les horaires des activités individuelles. Parmi ces systèmes, on peut citer le système ALBATROSS [15], le micro-simulateur CEMDAP [16], et le simulateur SimAGENT [17]. Le deuxième type de système est totalement intégré, combinant à la fois la demande et l'offre en utilisant une simulation du réseau de transport. Parmi les exemples de tels systèmes, nous décrivons FEATHERS [18], MATSim [19], TRANSIMS [20], POLARIS [21], SimMobility [22], agentPolis [23], TAPAS [51], mobiTopp [53], ActivitySim [55] et GeoTwin [56].

ALBATROSS [15] Le système à base d'activités ALBATROSS simule les effets des décisions des individus sur leurs programmes d'activités. Il s'agit d'un modèle à base de règles [15] qui utilise diverses contraintes (temporelles, spatiales et institutionnelles) pour prédire quelles activités sont menées quand, où et avec quel mode de transport. Le modèle d'ordonnement des activités se compose de trois éléments : (1) un modèle de processus décisionnel séquentiel, (2) des modèles pour calculer les contraintes dynamiques sur les options de choix, et (3) un ensemble d'arbres de décision représentant les comportements de choix des individus.

CEMDAP [16] Alors qu'ALBATROSS utilise une approche basée sur des règles, CEMDAP est un système basé sur l'économétrie. Il prédit les activités quotidiennes complètes des individus à l'aide de divers attributs, notamment l'occupation des sols, le profil sociodémographique, le système d'activité et le niveau de service de transport. CEMDAP comprend deux composantes principales : (1) un modèle d'allocation de génération pour identifier les décisions des individus de participer à des activités, et (2) un modèle d'ordonnement pour capturer les activités complètes des individus [16]. Le résultat de CEMDAP est un ensemble de valeurs dépendant du temps dans une matrice origine-destination (OD) qui peut être utilisée comme entrée dans un composant d'affectation du trafic.

SimAGENT [17] se compose de trois modules principaux : (1) PopGen (synthèse de population) pour générer une population synthétique et ses caractéristiques socio-économiques ; (2) CEMSELTS (Comprehensive Econometric Microsimulator of Socio-Economics, Land use, and Transportation Systems) pour générer des attributs socio-économiques à long terme, notamment le lieu de travail et le type de véhicule ; et (3) CEMDAP, évoqué précédemment, pour simuler le programme d'activité et les caractéristiques de déplacement de chaque individu dans la région.

FEATHERS [18] est une plateforme de micro-simulation à base d'activités qui a été combinée avec ALBATROSS pour fournir des programmes d'activités pour la région de Flandre en Belgique. Il se compose de plusieurs modules : (1) un module de configuration de paramètres ; (2) un module de données d'offre et de demande ; (3) un module de population gérant les différents agents de la population synthétique ; (4) un module d'algorithme de planification, mettant en œuvre, par exemple, une approche basée sur un arbre de décision ou une approche de maximisation de l'utilité pour générer des journaux d'activité-déplacement pour tous les agents ; (5) un module d'exécution du programme simulant toutes les activités et tous les déplacements de tous les agents, en tenant compte des effets de l'incertitude et de la relation entre la demande de trafic et les performances du système de transport ; (6) un module d'apprentissage pour les processus de reprogrammation ; (7) des modules de statistiques et de visualisation pour fournir des rapports, des résultats et des graphiques ; et (8) un module d'entraînement pour le calibrage à l'aide de données du monde réel.

MATSim [19] est une plateforme de micro-simulation *open source* à base d'activités, écrite en Java, utilisée pour générer et simuler les activités des individus. MATSim itère entre la génération de plans et une simulation de flux de trafic pour exécuter un plan d'activité quotidien. Le plan d'activité initial est optimisé pour chaque agent et la qualité du plan d'activité résultant est mesurée par un score d'utilité économétrique. Ce processus est itéré jusqu'à ce que le score moyen de la population se stabilise. Le système MATSim a été conçu pour des simulations de transport à grande échelle basées

sur des agents. Il adopte un modèle de déplacement fondé sur les files d'attente, dans laquelle la dynamique du trafic est modélisée par des files d'attente. MATSim est de loin la plateforme la plus utilisée aujourd'hui en Europe et en France, notamment par les non spécialistes. La plateforme est à la base des solutions commerciales des agences Odyssee et Tellae en France, et de Senozon en Suisse.

TRANSIMS [20] développé à l'origine par le Los Alamos National Laboratory est un système complet qui modélise des populations synthétiques, des horaires d'activité, et qui effectue une simulation microscopique des véhicules individuels sur le réseau. Fondamentalement, le système se compose de quatre modules principaux : (1) un synthétiseur de population, (2) un générateur d'activités, (3) un planificateur d'itinéraires, et (4) un micro-simulateur.

POLARIS [21] est un kit de développement logiciel de modélisation à base d'agents *open source* qui intègre la simulation dynamique de la demande de transport, de l'offre et de l'exploitation des réseaux. POLARIS a été développé par Argonne National Laboratory (USA). La plateforme est écrite en C++ et combine différents aspects de la modélisation du trafic qui, autrement, nécessiteraient un certain nombre d'applications logicielles autonomes distinctes. Il comporte un modèle à base d'agents entièrement intégré. Il est similaire à TRANSIMS dans le sens où les agents individuels persistent à travers tous les processus évalués. POLARIS comprend trois composantes principales : (1) un module de demande de déplacement à base d'activités pour générer, planifier, replanifier, programmer et simuler les activités et les demandes de déplacement, dérivé du modèle à base d'activités ADAPTS (Agent-based Dynamic Activity Planning and Travel Scheduling) ; (2) un module de simulation de réseau comprenant le modèle de choix d'itinéraire de chaque voyageur en réponse aux informations sur le trafic, le modèle de génération d'itinéraire et le modèle de simulation de trafic mésoscopique ; et (3) un module de gestion du trafic et de système de transport intelligent (ITS) qui simule le fonctionnement du réseau et les événements tels que les accidents ou les conditions météorologiques.

SimMobility [22] est une plateforme de simulation multi-agents *open source* multi-échelles, écrite en C++, qui prend en compte les interactions entre l'occupation du sol, le transport et la communication. SimMobility a été développé par le Singapore-MIT Alliance for Research and Technology. Il existe trois sous-modèles différents évaluant les délais à court terme (CT), à moyen terme (MT) et à long terme (LT). Le simulateur CT effectue une micro-simulation du trafic qui calcule le choix de l'itinéraire à une haute résolution spatio-temporelle (en secondes) et faire se déplacer les voyageurs individuellement et les véhicules selon un modèle de poursuite et un modèle de changement de voie. Le simulateur MT réalise une simulation mésoscopique avec un pas de temps de quelques secondes à quelques minutes. Il comprend des analyses du choix de l'itinéraire, du choix du mode de transport, du modèle d'activité et de la reprogrammation, ainsi que du choix de l'heure de départ. Le simulateur LT réalise une simulation de l'occupation du sol et du transport avec un pas de temps allant de quelques jours à quelques années. Il comprend le choix du lieu d'habitation, le choix du lieu de travail, l'aménagement du territoire et la possession d'une voiture. Ces trois sous-modèles partagent la même base de données et interagissent librement les uns avec les autres (c'est-à-dire que les caractéristiques de la population et la configuration de l'utilisation du sol au niveau LT peuvent être facilement introduites dans le niveau MT).

AgentPolis [23] est une plateforme de simulation multi-agents *open source* développé par la Czech Technical University in Prague. La plateforme est écrite en Java [23]. Les créateurs ont observé que les boîtes à outils générales, mentionnant explicitement MATSim et SUMO, ne sont pas réellement multi-agents. Par exemple, MATSim traite les individus comme des structures de données passives dont l'état ne peut être mis à jour de manière synchrone par les modules centraux qu'à des moments prédéfinis peu fréquents, alors que dans la réalité, les agents des systèmes de transport prennent des décisions juste à temps de manière asynchrone. Dans AgentPolis, les voyageurs sont représentés sous forme d'agents. Pour la modélisation de la demande, AgentPolis comprend un outil qui génère un grand nombre d'agents en utilisant des distributions statistiques basées sur des données de recensement [77]. Le comportement de l'agent est principalement déterminé par le module de raisonnement. Dans ce module, des algorithmes complexes peuvent être mis en œuvre. À cet effet, le cadre d'AgentPolis ne comprend que l'implémentation de JourneyPlanner au cœur de la simulation. Ce module de raisonnement modélise la planification d'un itinéraire multimodal sur la base d'un graphe dépendant du temps.

TAPAS [51] est un modèle de demande de transport à base d'activités, *open source*, implémenté en Java, développé à l'Institut de recherche sur les transports DLR (Allemagne). Il comprend les étapes de génération de déplacements, de génération et d'affectation d'horaires quotidiens et de choix de destination et de mode, et est couplé avec le logiciel de simulation de flux de trafic SUMO, dans l'étape d'affectation du trafic. Chaque individu est regroupé dans un ménage avec des attributs particuliers liés au revenu, aux ressources de mobilité disponibles (voitures ou vélos) et à un emplacement géographique représentant le lieu de résidence. Les individus sont décrits par des caractéristiques socio-démographiques ainsi que par la disponibilité d'un permis de conduire et d'une carte de transport. D'autres informations utilisées par TAPAS sont, par exemple, des caractéristiques sur les lieux d'activités (par exemple, les lieux de travail, les magasins, les écoles) ou des matrices contenant des informations sur l'accessibilité pour chaque mode de transport. Chaque individu se voit attribuer un programme d'activités parmi un ensemble de 23 plans en fonction de ses caractéristiques. Cet ensemble a été généré, pour l'Allemagne, après l'analyse des plans d'activité d'une enquête sur le budget-temps menée dans tout le pays. TAPAS est assisté par SYNTHESIZER [52] pour la génération d'une population synthétique. Ensuite, la destination et le mode de transport sont choisis pour chaque activité. Dans une étape ultérieure, la validité du programme d'activité par rapport au budget temps ou aux coûts est testée. En cas d'invalidité, les choix de destination et de mode doivent être recalculés.

mobiTopp [53] est un modèle de simulation de la demande de transport à base d'activités, *open source*, écrit en Java, par l'Institut de Technologie de Karlsruhe (Allemagne). Dans mobiTopp, chaque agent a un programme d'activité individuel (chaîne d'activités) qui est exécuté pendant la période de simulation, prenant des décisions pour le choix de la destination et le choix du mode. Ces décisions sont basées sur des modèles de choix discrets. mobiTopp ne contient pas de procédure interne d'affectation du trafic et s'appuie sur des outils externes à cette fin. Les interactions entre les agents ne se produisent donc, dans la version de base de mobiTopp, qu'indirectement par la disponibilité ou la non-disponibilité des voitures dans le contexte du ménage. Lorsque la dernière voiture disponible d'un ménage est utilisée par un agent, le mode voiture en tant que conducteur n'est plus disponible

pour les autres membres du ménage jusqu'à ce qu'une voiture soit remise dans le parc automobile du ménage. Les options de choix de mode des autres membres du ménage sont donc limitées par l'action des autres agents. Les activités et les déplacements des agents sont simulés chronologiquement sur une période allant jusqu'à une semaine. La résolution temporelle est d'une minute ; la résolution spatiale est basée sur les zones d'analyse du trafic. mobiTopp se compose de deux parties principales, le modèle à long terme et le modèle à court terme. Le modèle à long terme représente les aspects à long terme du système, comme la synthèse de la population, l'affectation de la zone de résidence et de la zone de travail, la possession d'une voiture et la possession d'un abonnement de transport en commun. Ces aspects à long terme définissent les conditions cadres pour la simulation ultérieure de la demande de transport. Le modèle à court terme modélise le comportement de déplacement des agents, consistant en un choix de destination et un choix de mode, au cours de la période de simulation d'une semaine. Il existe plusieurs implémentations pour chaque module, qui sont facilement échangeables. L'échange des implémentations existantes d'un module est essentiellement une question de configuration. De nouvelles implémentations peuvent être facilement ajoutées. Il existe généralement une implémentation par défaut, qui ne fournit que la fonctionnalité de base. Les comportements plus complexes sont réalisés par des implémentations spécialisées, généralement à la suite d'un projet de recherche spécifique.

ActivitySim [55] La mission du projet ActivitySim est de créer et de maintenir un logiciel de modélisation du comportement de déplacement à base d'activités, avancé et open-source, basé sur les meilleures pratiques de développement de logiciels pour une distribution gratuite au public. Il est écrit en Python. Le projet ActivitySim est dirigé par un consortium d'organisations de planification métropolitaine américaines et d'autres agences de planification des transports, qui fournit une direction technique et des ressources pour soutenir le développement du projet. Toutes les agences membres participent aux décisions concernant les priorités de développement et bénéficient des contributions des autres agences partenaires. ActivitySim est notamment à la base du modèle à base d'activités de San Diego appelé SANDAG, qui a remplacé leur modèle historique à quatre étapes.

GEOTWIN¹ [56] est une plateforme SaaS (Simulation as a Service) de simulation multi-agents à base d'activités, multimodale et entièrement accessible par le web, développée par la startup Française GeoTwin. Aucune installation de logiciel, ni aucun investissement matériel n'est nécessaire pour faire fonctionner l'outil. La gestion matérielle (puissance des processeurs, taille mémoire, etc.) s'adapte dynamiquement aux besoins. L'interface Web permet à l'utilisateur de gérer ses données, lancer des simulations et visualiser les résultats sous forme de dashboard. La plateforme est collaborative, plusieurs utilisateurs pouvant collaborer sur des projets en commun. L'architecture de la plateforme est fondée sur des composants. Cela permet d'avoir des systèmes en couplage faible, et d'utiliser plusieurs modèles de comportements à différentes échelles, plusieurs algorithmes différents (pour le routage, le dispatching, etc.) ou encore de faire appel à des APIs, et de pouvoir s'interfacer avec des simulateurs ou algorithmes externes. Les services associés à la plateforme sont en évolution constante, dont notamment l'intégration des nouveaux services de mobilité (covoiturage, transport à

¹ GeoTwin a été un des 21 lauréats de l'appel à innovations JOP 2024 du ministère de la transition écologique, porté par France Mobilité. <https://www.la Tribune.fr/technos-medias/mobilite-cap-2024/les-jeux-olympiques-et-paralympiques-2024-ont-deja-leurs-champions-883982.html> consulté le 18 juin 2021

la demande, etc.) qui opèrent en temps réel d'une manière intégrée à la simulation de déplacement en cours. La plateforme est régulièrement mise à jour et se dote chaque mois de nouvelles librairies de données et de modèles, et qui sont automatiquement intégrés dans la solution Web.

IV. Populations synthétiques

IV.1. Principe et objectifs

Dans un modèle à base d'activités, les ménages et les personnes sont utilisés comme unités de décision de base, faisant des choix importants pour leurs activités, y compris le nombre de véhicules qu'un ménage choisit de posséder, le type et la quantité d'activités réalisées, et les emplacements des destinations clés telles que le travail et l'école. Les modèles à base d'activités utilisent généralement la micro-simulation, dans laquelle ces choix sont représentés au niveau du ménage ou de la personne individuelle. La synthèse de population est utilisée pour créer les listes de ménages et de personnes, ou population synthétique, qui constituent la base de la simulation de ces choix. Les modèles de choix qui composent le système de modèles basés sur les activités doivent être spécifiés pour n'utiliser que les variables démographiques qui sont disponibles dans la population synthétique, et la population synthétique doit inclure tous les attributs démographiques qui sont utilisés dans les modèles de choix qui composent le système de modèles. La création d'une population synthétique est la première étape de l'exécution du système de modèles basés sur les activités. Une population synthétique est une population artificielle composée d'individus associés à des caractéristiques individuelles (niveau n) et construite à partir des données connues au niveau agrégé ($n+1$) du recensement. L'avantage est alors que les caractéristiques sociales peuvent être correctement analysées à une échelle fine tandis que les données personnelles restent anonymes et confidentielles.

La première étape de la création d'une population synthétique consiste à concevoir sa structure. Ce processus de conception implique :

- Spécifier la zone géographique considérée ;
- Sélectionner les variables sociodémographiques ;
- Identifier les sources d'information pour ces variables ;
- Déterminer les catégories utilisées pour classer ces variables ;
- Identifier la source des données sur les ménages et les personnes qui seront échantillonnées pour créer la population synthétique.

La sélection des variables sociodémographiques peut être influencée à la fois par les relations connues entre ces variables et les choix de demande de transport, ainsi que par les besoins anticipés du système de modélisation en matière d'application et d'analyse des politiques. Les variables typiques dans la synthèse de la population des ménages comprennent :

- La taille du ménage ;
- Le revenu du ménage ;
- L'âge du chef de ménage ;
- Le nombre de travailleurs du ménage ;

- La présence d'enfants.

IV.2. Quelles données en France

Les données pouvant être utilisées en France pour la synthèse de la population sont principalement créées, validées et maintenues par l'INSEE (Institut national de la statistique et des études économiques), mais aussi par la DRIEA (Direction régionale et interdépartementale de l'équipement et de l'aménagement). Voici une liste de sources de données pertinentes :

1. Données de recensement (dernier recensement détaillé complet 2017), qui peuvent être consultées ici : <https://www.insee.fr/fr/statistiques/4265439?sommaire=4265511> consulté le 18 juin 2021
2. Données relatives à l'impôt sur le revenu, qui peuvent être consultées ici : <https://www.insee.fr/fr/statistiques/4291712> consulté le 18 juin 2021
3. Données sur les déplacements domicile-travail
 - a. Mobilité professionnelle (dernière mise à jour en 2015) : déplacements entre le domicile et le lieu de travail, qui peut être consulté ici : <https://www.insee.fr/fr/statistiques/3566477> consulté le 18 juin 2021
 - b. Mobilité scolaire (dernière mise à jour en 2015) : les déplacements entre le domicile et l'école, qui peut être consulté ici : <https://www.insee.fr/fr/statistiques/3566470> consulté le 18 juin 2021
 - c. Migration résidentielle (dernière mise à jour 2015) : lieu de résidence actuel - lieu de résidence précédent, qui peut être consulté ici : <https://www.insee.fr/fr/statistiques/3566457> consulté le 18 juin 2021
4. Enquête sur les déplacements des ménages
 - a. Enquête Ménages Déplacements (e.g. Enquête globale de transport pour la Région Île de France) (dernière mise à jour 2010), qui peut être trouvée ici : http://www.omnil.fr/IMG/pdf/egt2010_enquete_globale_transports_-_2010.pdf consulté le 18 juin 2021 (données brutes sur demande avec convention). Premiers résultats de l'Enquête 2020, que vous pouvez consulter ici : http://www.omnil.fr/IMG/pdf/presentation_egt_v_publicue_vf.pdf consulté le 18 juin 2021
 - b. Enquête nationale transports et déplacements (dernière mise à jour 2008), qui peut être consultée ici : <https://www.statistiques.developpement-durable.gouv.fr/enquete-nationale-transports-et-deplacements-entd-2008> consulté le 18 juin 2021. Les premiers résultats pour 2019 (renommée Enquête sur la mobilité des personnes) peuvent être consultés ici :

<https://www.statistiques.developpement-durable.gouv.fr/comment-les-francais-se-deplacent-ils-en-2019-resultats-de-lenquete-mobilite-des-personnes> consulté le 18 juin 2021.

5. Recensement des entreprises (Base permanente des équipements), qui peut être consulté ici : <https://www.insee.fr/fr/statistiques/3568596?sommaire=3568656> consulté le 18 juin 2021.

IV.3. Reconstruction synthétique

La reconstruction synthétique est historiquement l'une des premières méthodes permettant de générer des populations synthétiques. Elle utilise à la fois des données de niveau désagrégé et de niveau agrégé, basées principalement sur des données de recensement, et résultant de la combinaison et de la mise en relation de différentes sources. L'approche de reconstruction synthétique vise à reconstruire la population originale de manière à reproduire tous les comptages connus représentés dans les tableaux de recensement. L'un des principaux avantages de l'approche de reconstruction synthétique est que, comme elle utilise des probabilités conditionnelles, il est possible d'incorporer des données provenant d'un large éventail de sources différentes.

De nombreux travaux ont utilisé les différents processus de reconstruction synthétique décrits ci-dessous. Par exemple, les auteurs dans [24] ont utilisé cette approche dans *TRANSIMS* pour créer une population synthétique pour l'analyse de la micro-simulation de trafic dans la région de Los Alamos. Par la suite, ce projet a permis de créer une nouvelle procédure intégrée de prévision des mobilités et de la qualité de l'air. Les auteurs dans [25] ont utilisé une approche similaire pour générer une population synthétique dans le *Land Use Transport Model* de l'État de l'Oregon, aux États-Unis. Dans [26], les auteurs ont proposé une méthode pour générer une population synthétique de 401 ménages représentant les 1,5 millions de ménages de la ville de Sydney. Le travail de [27] propose un modèle pour créer une population synthétique de la San Francisco County Transit Authority. Cette population est utilisée comme entrée pour la simulation des déplacements basée sur les activités. Les auteurs dans [28] ont développé *TRESIS (Transportation and Environmental Strategy Impact Simulator)*, créant un modèle de simulation par la génération d'une population synthétique à Sydney. Le travail rapporté dans [29] a proposé *ILUTE (Integrated land use, transportation, environment)*. Dans [30], les auteurs ont proposé *FSUMTS (Florida Standard Urban Model Transportation Structure)*. La procédure est généralement séquentielle et se compose de deux étapes : l'étape d'ajustement et l'étape de génération.

IV.3.a. Étape d'ajustement

Dans cette étape, les micro-données sont ajustées à un ensemble de sous-totaux dans les données agrégées. Elle ajuste la distribution conjointe des attributs sélectionnés des ménages et des individus pour chaque niveau d'agrégation spatiale, les distributions générées sont cohérentes avec les tableaux croisés fournis par les données réelles de la population.

IV.3.b. Étape de génération

Dans l'étape de génération (ou d'affectation), on utilise les probabilités de distribution conjointe générées à l'étape précédente (ajustement) pour générer (ou étendre les données de l'échantillon initial à) la population complète. Les deux niveaux (individus et ménages) sont appariés grâce aux variables communes (attributs partagés) qui permettent d'affecter les individus aux ménages.

Deux méthodes traditionnelles bien connues de reconstruction synthétique ont été développées : l'approche par ajustement proportionnel itératif et l'approche par mise à jour proportionnelle itérative.

IV.4. Ajustement proportionnel itératif (*Iterative proportional fitting - IPF*)

La procédure standard d'ajustement proportionnel itératif a été développée pour la première fois par [31], et a été utilisée pour ajuster les tableaux de fréquences d'échantillons afin qu'ils correspondent aux distributions marginales connues (tableaux de contingence bidimensionnels). Elle a ensuite été améliorée par [32]. L'IPF est maintenant utilisé pour générer une population synthétique à partir de divers types de données (agrégées et désagrégées) provenant de différentes sources. Parmi les précurseurs les plus récents de l'utilisation de l'IPF pour la synthèse de population, Beckman et al. [33] ont appliqué l'IPF pour créer des populations synthétiques de base. Pour ce faire, ils ont couplé une enquête de recensement avec un échantillon de micro-données à usage public (*public-use micro-data sample - PUMS*). Tout d'abord, un tableau démographique multivarié de proportions est estimé à l'aide de l'IPF. Puis, dans un deuxième temps, une population synthétique de ménages est tirée du PUMS de manière à ce qu'elle corresponde aux proportions de la table estimée. L'IPF a été largement utilisé au cours de la dernière décennie pour synthétiser des ensembles de données sur les ménages.

La procédure générale est la suivante. Tout d'abord, il s'agit d'estimer les tableaux de contingence (matrices affichant la distribution de fréquence des variables), qui ont été initialisés avec des micro-échantillons (par exemple, le PUMS). L'estimation est réalisée à l'aide d'une procédure itérative visant à minimiser la déviation entre les distributions marginales estimées et observées. On suppose que les interconnexions des attributs sont sauvegardées au cours des itérations.

IV.4.a. Exemple:

Soit :

π : une matrice

$\pi_{i,j}^k$: une cellule de la matrice en ligne i colonne j à l'itération k

Q_i : ligne prédéterminée i sommes

Q_j : les sommes prédéterminées des colonnes j sommes prédéterminées

Le processus commence par une matrice initiale $\pi_{i,j}^0$. On exécute ensuite un processus itératif qui met à jour les valeurs des cellules, sur la base des équations suivantes :

$$\pi_{i,j}^{k+1} = \frac{\pi_{i,j}^k}{\sum_j \pi_{i,j}^k} \cdot Q_i$$

$$\pi_{i,j}^{k+2} = \frac{\pi_{i,j}^{k+1}}{\sum_i \pi_{i,j}^{k+1}} \cdot Q_j$$

Le processus est répété jusqu'à ce que l'une des conditions d'arrêt soit remplie (précision souhaitée, itérations maximales), pour le cas de la précision souhaitable σ (toutes les valeurs de cellule sont convergentes), ce qui signifie que les valeurs de cellule π_{ij} n'ont pas changé de plus de σ entre deux itérations. L'équation suivante est appliquée :

$$|\pi_{i,j}^{k+2} - \pi_{i,j}^{k+1}| < \sigma$$

Un exemple du processus IPF est présenté dans les tableaux suivants.

Genre	Âge			
	0 – 18	19 – 60	+60	
Homme	5	5	5	15
Femme	6	6	6	18
Total	11	11	11	33

Matrice initiale

Genre	Âge			
	0 – 18	19 – 60	+60	
Homme	?	?	?	60
Femme	?	?	?	40
Total	30	40	40	100

Matrice objectif

Genre	Âge			
	0 – 18	19 – 60	+60	
Homme	20	20	20	60
Femme	13.333	13.333	13.333	40
Total	33.333	33.333	33.333	100

IPF Itération 1

Genre	Âge			
	0 – 18	19 – 60	+60	
Homme	20	20	20	60
Femme	18	18	24	40
Total	12	12	16	100

IPF Itération 2

Les auteurs dans [33] ont été les premiers à utiliser cette approche pour générer une population synthétique. Ils l'ont essentiellement utilisée pour estimer la proportion (distributions conjointes) des attributs des ménages (dans une zone présentant une combinaison souhaitée d'aspects démographiques), tout en respectant les contraintes de la distribution marginale. Ils transforment des distributions unidimensionnelles en données multidimensionnelles. Pour améliorer la qualité de l'ajustement, de nombreuses informations supplémentaires (probabilité conjointe) sont nécessaires, telles que : la relation entre le ou la « chef(fe) de ménage » et la taille du ménage.

La deuxième étape est le processus de génération. Sur la base de la méthode de [33], les distributions conjointes au niveau des ménages sont arrondies à l'entier le plus proche, chaque ménage étant ensuite affecté avec une probabilité choisie à la zone cible.

La probabilité est généralement une fonction qui dépend du poids du ménage, du nombre attendu de ménages à générer pour le groupe démographique donné, du nombre de ménages du même type qui appartiennent au même groupe démographique. Sur la base des probabilités, les ménages sont sélectionnés et des individus leur sont affectés. Le processus se poursuit jusqu'à ce que le nombre attendu de ménages soit atteint pour chaque groupe démographique.

IV.4.b. Limites

Lorsqu'il n'y a pas d'information provenant des données principales sur un type spécifique (un type de ménage ou d'individu), il est difficile pour cette méthode de converger. Ce problème est connu sous le nom de *problème de la valeur de la cellule zéro*. Par conséquent, l'IPF ne peut être utilisé qu'avec des variables discrètes contenant un nombre limité de catégories [34]. De plus, l'adaptation d'un nombre élevé d'attributs rend le processus de calcul relativement coûteux. La complexité de l'IPF est également considérée comme une question importante. Elle est liée au nombre de tables à ajuster (plus de tables signifie plus de variables) [35].

Une autre limite de cette approche est l'incompatibilité des pondérations entre les attributs au niveau du ménage et au niveau de l'individu. Le processus génère deux ensembles de poids, un pour chaque niveau de distribution de l'appariement (ménage et individu). Le processus peut contrôler un niveau mais pas les deux. Les ménages sont remplis et les individus sont sélectionnés (sur la base de

ces ménages), ce qui signifie que les poids individuels sont forcés d'être égaux aux poids des ménages (seul le niveau des ménages est contrôlé). Par conséquent, il ne garantit pas la cohérence des attributs individuels, ce qui implique de ne pas faire correspondre les distributions des individus avec les distributions prédéfinies dans les fichiers sources.

Ces limites ont conduit au développement de la méthode de mise à jour proportionnelle itérative.

IV.5. Mise à jour proportionnelle itérative (*Iterative proportional updating* - IPU)

L'IPF n'est pas capable de générer des attributs individuels avec les attributs correspondants des ménages et leurs distributions conjointes. Pour combler cette lacune, les auteurs dans [36] ont proposé une approche heuristique où les ménages synthétisés et les attributs individuels correspondent à la population réelle. L'algorithme ajuste et re-pondère itérativement les différents types de ménages. La convergence est atteinte lorsque les attributs des individus et des ménages correspondent. Les auteurs ont utilisé cette approche dans leur générateur *PopGen* pour générer une population synthétique pour le comté de Maricopa (Arizona, États-Unis). La procédure, appelée IPU pour *iterative proportional updating*, est également un processus itératif. Elle est généralement utilisée lorsqu'aucun échantillon de données n'est disponible (seules les distributions des individus et des ménages sont disponibles). IPU est basé sur les travaux de [37] et a été développé pour surmonter les limitations de l'IPF (principalement les poids incompatibles entre les niveaux des ménages et des individus). Ceci est fait en améliorant la qualité des distributions des ménages et des individus *simultanément*. Elle est basée sur une procédure de repondération. L'idée de base des procédures de repondération est d'utiliser systématiquement des micro-données d'enquête, comprenant un ensemble détaillé d'individus et des données de contrainte (benchmarks), pour fournir des informations plus générales (par exemple, des données socio-démographiques issues d'un recensement). Ensuite, les individus ou les ménages du micro-échantillon sont simplement repondérés de manière à ce que les contraintes correspondent. Dans ce processus, les distributions conjointes des variables de contrôle du ménage et de l'individu sont utilisées pour ajuster et réaffecter les poids pour chaque type de ménage/individu. On applique ce processus jusqu'à ce que les attributs des ménages et des individus soient appariés (jusqu'à ce qu'ils convergent vers la distribution marginale connue). Ce processus garantit que les attributs des ménages sont bien appariés avec la distribution conjointe (étape d'ajustement). Les ménages remplis et tous les individus dans les ménages représentent la population synthétique .

IV.5.a. IPU - Étape d'adaptation

Le processus commence par la génération d'une matrice de fréquences D . Une ligne de la matrice correspond à un ménage, il décrit la composition du ménage (type de ménage, et types des individus qui le composent). Initialement, les poids des ménages w_i sont fixés à 1. Ensuite, pour chaque colonne, la *somme pondérée* (sw_k) est calculée. Le processus est répété jusqu'à la convergence vers une condition d'arrêt (une petite valeur ϵ).

IV.5.b. IPU - Étape de génération

Les ménages peuvent être tirés au hasard à partir des données principales (recensement) pour générer la population. Le processus de génération est similaire à celui utilisé dans l'IPF [33], mais les ménages sont tirés en fonction de leur poids. Dans le processus IPU, chaque ménage i a une probabilité p_i d'être choisi ($p_i = \frac{w_i}{sw_k}$), où k est le type de ménage de i . Le tirage des ménages peut être effectué par une méthode de Monte-Carlo basée sur leurs poids. Il est recommandé de tirer plusieurs populations synthétiques, et de sélectionner la population qui correspond le mieux à la distribution des attributs au niveau individuel (le niveau ménage est toujours parfaitement adapté) [36].

IV.5.c. Questions relatives à la *reconstruction* synthétique

- **Erreur d'échantillonnage** : La reconstruction synthétique des données de la population (au niveau microscopique) est une approche basée sur la méthode de Monte Carlo. En tant que processus stochastique, l'échantillonnage de Monte Carlo est sujet à une erreur d'échantillonnage. Cette erreur est d'autant plus importante (et significative) dans le cas d'échantillons de petite taille, ce qui est le cas de la simulation de petite zone.
- **Manque de données à petite échelle** : les modèles souffrent d'un manque de données à petite échelle (tableaux de recensement), soit parce qu'elles n'existent pas, soit par mesure de confidentialité. Cela oblige les modèles à se baser sur des données à plus grande échelle spatiale (au niveau régional ou national). Cela rend la conception du modèle plus complexe. À chaque étape du processus, une décision (essentiellement subjective) doit être prise sur les relations entre les différentes caractéristiques, ce qui affecte certainement la qualité des données synthétiques.
- **Ordonnement des probabilités conditionnelles** : La reconstruction synthétique est une procédure séquentielle. À chaque étape du processus, une certaine quantité d'erreurs est introduite, qui peuvent être apportées de différentes manières par l'échantillonnage de Monte Carlo, les hypothèses de modélisation et l'incohérence des données. Le niveau d'erreur augmente à mesure que l'on avance dans la chaîne de génération des caractéristiques. Il est donc essentiel de générer de nouvelles caractéristiques dans un ordre approprié, qui minimise le niveau d'erreur et améliore la qualité du résultat (population synthétique).
- **Séquence d'ajustement du tableau** : la séquence d'ajustement est compliquée par un ensemble de facteurs :
 - Les tables de distribution estimées (et prédéfinies) sont souvent déficientes (de nombreux comptages sont absents ou proches de zéro)
 - Les données peuvent ne pas être très précises.

L'incohérence entre les tables prédéfinies pourrait également causer des problèmes, qui affectent le processus de reconstruction synthétique (la population est moins importante) car la convergence ne se fera pas pendant l'IPF.

Pour surmonter les limites des techniques d'ajustement standard (IPF et IPU), Barthelemy et Toint présentent une méthode de reconstruction synthétique qui suit trois étapes :

- la génération d'individus,
- l'estimation des distributions conjointes des ménages, et
- la génération de ménages en regroupant les individus.

La méthode proposée ne nécessite pas d'échantillon désagrégé des données, ce qui est généralement la base de l'IPF. En proposant une méthode sans échantillon, on évite les coûts liés à la collecte de données désagrégées, ainsi que les problèmes de confidentialité et de cohérence qui y sont liés. Dans une étude comparative entre une approche sans échantillon et une approche basée sur un échantillon, Lenormand et Deffuant [38] ont conclu que les résultats de l'approche sans échantillon étaient meilleurs que ceux de l'approche basée sur un échantillon.

Cependant, d'autres approches, basées sur l'échantillon cette fois, ont également été proposées et ont montré des améliorations importantes en termes d'ajustement (*fitness*). En particulier, les auteurs ont proposé une approche basée sur la simulation de Monte Carlo par chaîne de Markov (MCMC), permettant l'émergence de méthodes basées sur le processus de Markov (MPBM). Cette technique permet de surmonter les inconvénients liés aux méthodologies présentées précédemment (par exemple, solutions multiples pour l'appariement des tableaux de contingence, perte de l'hétérogénéité inhérente aux microdonnées et faible évolutivité en ce qui concerne le nombre d'attributs synthétisés). Dans l'étude de cas, le recensement suisse a été utilisé pour évaluer la performance de la technique présentée. La méthode MCMC a fourni de meilleurs résultats en termes de correspondance avec la population réelle, par rapport à la méthode IPF. En effet, en utilisant la méthode MCMC, une erreur standard quadratique moyenne normalisée (SRMSE) de 0,35 a été obtenue dans le pire des cas, tandis que la méthode IPF a donné une SRMSE de 0,65 dans le meilleur des cas. Certaines études ont également inclus des effets dynamiques pour propager les effets de la croissance de la population dans le temps.

IV.6. Optimisation combinatoire

L'autre paradigme populaire est la reconstruction de micro-données à l'aide de techniques d'optimisation combinatoire (OC). L'approche OC consiste à sélectionner une combinaison de ménages, qui sont extraits du recensement (échantillons d'enregistrements anonymes) pour reproduire, aussi fidèlement que possible, les caractéristiques d'une unité géographique (un district par exemple). Le processus itératif part d'un ensemble initial aléatoire de ménages. Ensuite, après avoir remplacé un ménage sélectionné par un nouveau, la qualité de l'ajustement est évaluée en observant les effets de ce changement. Si une amélioration se produit, l'échange est effectué ; sinon,

aucun changement n'est effectué. Le processus est répété jusqu'à ce que l'on trouve la meilleure adéquation entre les données et l'échantillon correspondant.

Comme l'ont souligné Voas et Williamson [39], cette méthodologie nécessite des techniques statistiques robustes pour évaluer la qualité de l'ajustement lorsqu'un remplacement est effectué. Une autre technique d'OC est le recuit simulé, qui comprend une approche de repondération probabiliste en raison de son échantillonnage aléatoire [40]. Les auteurs dans [41] ont également développé la génération d'une population synthétique basée sur l'algorithme de recuit simulé pour le modèle de demande à base d'activités. Cet algorithme permet d'estimer les horaires d'activité en fonction des caractéristiques multidimensionnelles des populations synthétiques. Il a été mentionné dans [39] que la sélection d'un échantillon aléatoire à partir de micro-données d'enquête fournit une meilleure sélection des ménages. Il est admis que les méthodes liées au OC sont plus efficaces pour générer des populations synthétiques tout en maintenant un niveau acceptable de qualité d'ajustement. Lorsque l'auteur dans [40] a comparé les méthodes de reconstruction synthétique et d'optimisation combinatoire, il a conclu que la méthode OC était plus performante.

L'approche originale de OC peut être présentée comme suit : Elle commence par sélectionner de manière aléatoire un ensemble initial d'éléments (ménages ou individus) dans le pool (où la taille de l'ensemble est égale à la taille de la population cible) ; ensuite, elle applique un processus de remplacement : remplacer un élément existant (ménage ou individu) par un autre élément (du même type) du pool ; si le remplacement améliore l'ajustement, l'échange est appliqué, sinon l'échange n'est pas effectué. Ce processus est répété dans le but d'améliorer progressivement l'ajustement, jusqu'à ce qu'une des conditions d'arrêt (contraintes) soit remplie (itérations maximales ou qualité de l'ajustement). Compte tenu de la taille de l'espace de recherche, la combinaison finale correspond à la meilleure combinaison possible, plutôt qu'à la combinaison globalement optimale.

L'optimisation combinatoire est un processus stochastique. En principe, il n'y a peut-être qu'une seule meilleure solution, mais, en pratique, il est probablement possible de trouver une bonne solution (en essayant d'améliorer la qualité de la solution), qui satisfasse aux contraintes et aux niveaux acceptables. En utilisant différentes combinaisons initiales, on obtient différentes séquences d'échanges, ce qui conduira à des solutions différentes. L'une des principales mesures d'ajustement est un score Z normal (appelé *score standard*) pour chaque cellule du tableau. Cette méthode est basée sur la différence entre la valeur relative (taille de cette catégorie) dans les populations synthétiques et réelles, elle est appliquée pour chaque cellule c du tableau, un ajustement est nécessaire à cette formule, dans le cas où il n'y a pas d'information sur une catégorie spécifique. La formule classique se présente comme suit $z = \frac{c-\mu}{\sigma}$.

IV.6.a. Limites

L'approche OC classique [40] présente certaines limites avec un nombre accru de tables de contraintes (les contraintes doivent être satisfaites simultanément), ce qui implique la convergence des premières tables, tandis que les dernières tables peuvent ne pas converger et avoir un mauvais ajustement par rapport aux premières tables. Pour faire face à ce problème, les auteurs dans [39] ont développé une *procédure d'ajustement séquentiel* pour améliorer la qualité de la combinaison

sélectionnée (solution). Au lieu d'essayer d'ajuster la combinaison pour toutes les tables de contraintes en même temps, on commence par la table la plus anormale (ajustée en premier), puis on passe à la deuxième plus difficile et ainsi de suite. À chaque étape (une table de contraintes suivante), la qualité d'ajustement des tables précédentes doit être maintenue.

Dans cette approche, les tables de contraintes doivent être classées en fonction de leur *anomalie*, qui peut être la pire table en fonction de l'ajustement actuel (ajustement initial lors de la première fois, ou ajustement après la convergence des tables précédentes). Cette évaluation peut être liée à la distance entre la table de contraintes et la combinaison actuelle, à la nature de la table et à l'inter-corrélation. À chaque fois qu'une nouvelle contrainte est introduite, l'amélioration devient plus difficile à trouver (elle nécessite un plus grand nombre d'itérations), par conséquent, il est préférable de diviser le processus en deux étapes principales :

- Première étape : ajustement séquentiel classique proposé pour les tables les plus difficiles à ajuster
- Deuxième étape : recherche d'améliorations globales de la solution (combinaison) pour les tables restantes.

Le choix de la mesure d'ajustement est un facteur important pour le processus de OC, les modèles d'optimisation combinatoire actuels utilisent la TAE (erreur absolue totale) comme mesure d'ajustement pendant le processus d'ajustement, mais ils ajustent la population synthétique finale (en la comparant aux tables de petites zones connues) en utilisant une statistique relative (qui peut être le *Z-score*) [40].

Le modèle d'optimisation combinatoire actuel sélectionne les ménages (resp. individus) à partir de l'ensemble du pool. Pour une meilleure précision, il est préférable d'appliquer plus de contraintes dans les éléments du pool (par exemple, limiter le pool aux ménages (resp. individus) qui proviennent de la même région que la zone cible) afin de rendre le processus de sélection plus flexible et pertinent.

IV.7. Quelques outils pour la création de populations synthétiques

Il existe quelques outils d'aide à la création de synthèses de population. Dans [42], les auteurs comparent deux outils pour la création d'une population synthétique d'une métropole pour le cas du Grand Melbourne en utilisant le recensement de la population de 2011 : PopSynWin (développé par l'Université de l'Illinois à Chicago en 2008), qui est basé sur l'algorithme Iterative Proportional Fitting (IPF), et PopGen (Population Generator, développé par l'Université d'État de l'Arizona en 2009), qui est basé sur l'algorithme Iterative Proportional Update (IPU). Ils concluent que PopGen est plus performant pour générer la population au niveau des individus, comme prévu.

PopulationSim [54] est une plateforme *open source* de synthèse démographique écrite en Python. Elle est née du désir du ministère des Transports de l'Oregon de construire une plateforme ouverte et partagée qui pourrait être facilement adaptée aux besoins de planification des transports à

l'échelle de l'État, des régions et des villes. PopulationSim est mis en œuvre dans le cadre d'ActivitySim [55].

MobiSim Population Synthesizer est également un logiciel de synthèse de population développé dans le contexte français [43]. MobiSim est un modèle et un logiciel permettant de générer une population synthétique. Il suppose la compatibilité de la méthode avec des données démographiques agrégées et des informations géographiques précises mais aussi un lien pertinent entre les caractéristiques des ménages (et des individus associés) et les caractéristiques de la dimension spatiale de la structure résidentielle de la ville (logements et bâtiments). Le logiciel fait partie du projet éponyme MobiSim.

V. Calibrage et validation

V.1. Introduction

Le calibrage des modèles de simulation de la mobilité est effectué pour s'assurer qu'ils sont cohérents avec une réalité observée. Cependant, dans de nombreux cas, différents modèles, fondés sur des paradigmes et des hypothèses différents, avec des dynamiques différentes, peuvent fournir des résultats qui sont tous compatibles avec la même situation de mobilité observée (on dit alors qu'il y a « équi-finalité »). En effet, dans le domaine de la modélisation de la mobilité, il n'existe pas de modèle absolu et unique. Cela vient du fait que ces modèles sont fondés sur des principes physiques et opérationnels, mais qu'ils utilisent également des hypothèses sur le comportement des voyageurs, des conducteurs ou des véhicules. Il a été suggéré qu'en raison de leur nature, ces modèles ne pouvaient pas être entièrement calibrés et validés, mais seulement confirmés empiriquement. La confirmation est obtenue lorsque leurs "prédictions" ne sont pas en contradiction avec les observations. En fait, les simulations de mobilité ne fournissent jamais de prédictions, à proprement parler. Elles fournissent plutôt des prévisions. La différence entre prévision et prédiction est subtile. La prévision concerne les prédictions probables, tandis que la prédiction concerne les événements futurs sûrs. Des exemples tels que "prévision météorologique" par opposition à "prédiction d'une éclipse" illustrent cette différence.

La validité des simulations de mobilité dépend de la qualité de la modélisation et de la manière dont les incertitudes sont gérées dans le modèle. Mais elle dépend aussi de la qualité des données d'entrée, et des incertitudes. La définition des données d'entrée et la gestion des incertitudes qui y sont liées sont appelées « calibrage ». Le calibrage consiste à identifier les valeurs des paramètres qui rendent les sorties du modèle aussi proches que possible de la réalité. La modélisation des déplacements, le calibrage et la validation sont les trois tâches les plus importantes dans les simulations de trafic. Les deux dernières phases permettent d'utiliser les modèles de simulation de manière correcte, efficace et reproductible.

Pour de nombreuses raisons, notamment les coûts financiers et temporels, les modèles de mobilité sont calibrés à l'aide de données à variation limitée, représentant un petit échantillon des nombreux phénomènes observables. Cela conduit souvent à des simulations sur-paramétrées. Comme le dit [44] :

« La plupart des modèles de simulation sont complexes, avec de nombreux paramètres, variables d'état et relations non linéaires. Dans les meilleures circonstances, de tels modèles ont de nombreux degrés de liberté et, avec un bricolage judicieux, peuvent être amenés à produire pratiquement n'importe quel comportement souhaité, souvent avec une structure et des valeurs de paramètres plausibles. »

Dans les simulations multi-agents à usage général, le problème est le même : il n'existe pas de méthodologie systématique pour le calibrage et la validation des modèles. Pour la simulation à base d'agents, il est plus difficile et plus important de calibrer et de valider correctement les simulations. Un des problèmes de ce paradigme est que les propriétés statistiques pertinentes pour les variables d'intérêt sont *a priori* inconnues, même pour le modélisateur. Ces propriétés émergent par définition des interactions répétées entre des agents hétérogènes, rationnels et adaptatifs. Les propriétés dynamiques ne peuvent pas être étudiées analytiquement et l'identification des mécanismes causaux n'est pas toujours possible. Les interactions donnent lieu à l'émergence de relations qui ne peuvent pas simplement être déduites en agrégeant celles des micro-variables.

Le calibrage et la validation consistent à comparer les estimations de la demande de transport et des choix connexes produits par le modèle aux données réelles observées et à apporter des modifications aux composants individuels du modèle afin d'améliorer les performances du système de modélisation. Les données de calibrage et de validation et les données cibles observées varient en fonction de la conception du modèle et des spécificités de chaque région. Par exemple, si la prévision de la demande sur les transports en commun est une capacité essentielle du modèle, la validation de la demande dans les transports en commun doit être une priorité. Des efforts doivent être engagés pour identifier les méthodes de calibrage et de validation critiques et les sources de données pour chaque composant du modèle ainsi que pour le système global. Le calibrage des composantes individuelles du modèle de demande est principalement fondé sur les données des enquêtes sur les déplacements des ménages, qui peuvent fournir les informations nécessaires décrivant les modèles d'activité observés, les choix de destination, les choix de mode et les choix d'heure de déplacement. Pour certaines composantes du système, comme dans les modèles de possession de véhicules ou les modèles de choix du lieu de travail, les données des enquêtes sur les ménages peuvent être complétées par des informations provenant d'autres sources, comme le recensement ou le panel Parc Auto. En outre, les données de calibrage et de validation requises comprennent également des informations telles que les comptages routiers et les vitesses par heure détaillée de la journée et par classe de véhicule. Les données sur les transports en commun sont généralement requises, et peuvent inclure des enquêtes à bord des véhicules, ainsi que des données sur les opérateurs de transport en commun telles que les taux de transfert, la fréquentation par sous-mode, par itinéraire et par arrêt/station principale. Les données de comptage des vélos peuvent également être nécessaires si le modèle inclut un modèle de choix d'itinéraire cyclable. Il convient de noter que les différents types et sources de données de calibrage et de validation entrent souvent en conflit, malgré le fait que ces données soient toutes « observées ». Il peut être nécessaire de nettoyer ou de manipuler les données de manière significative, en faisant parfois appel au jugement subjectif de l'expert ou de l'utilisateur.

Cette section aborde les tâches de calibrage et de validation des simulations. Elle vise à fournir la description la plus complète possible des différentes étapes requises, à savoir : *Face validation*, l'analyse de sensibilité, le calibrage et la validation statistique, ainsi que des exemples tirés de la littérature sur la modélisation à base d'activités.

V.2. Un cadre général pour le calibrage des simulations

Franziska Klügl [45] a proposé une procédure générale pour le calibrage et la validation des simulations basées sur les agents. Nous adaptons les étapes et le contenu de la procédure pour qu'elle soit cohérente avec les modèles à base d'activités. Voici les principales étapes de la procédure (cf. Figure V.1), qui sont détaillées dans les sections suivantes.

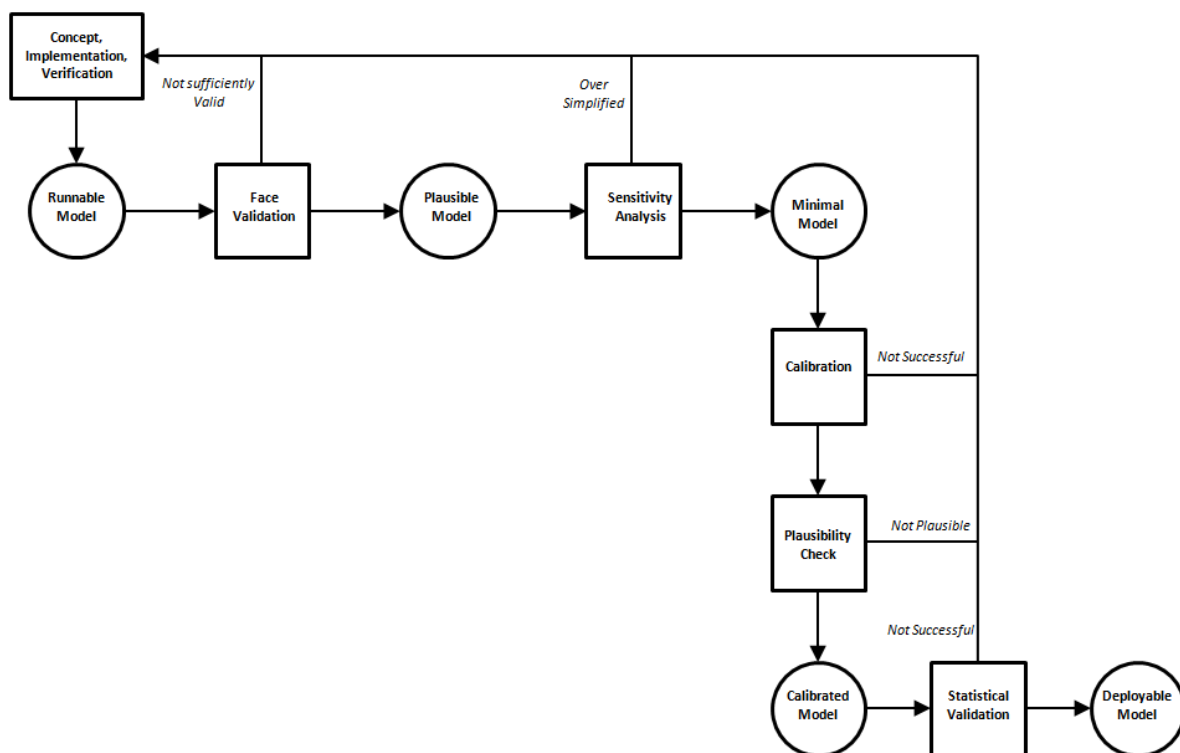


Fig. V.1 Procédure générale de calibrage et de validation [45]

- **Face validation.** Pendant cette étape, les experts ou utilisateurs humains testent la plausibilité du modèle de simulation en se basant sur le comportement des agents, la visualisation, etc.
- **Analyse de sensibilité.** Il s'agit de vérifier quel paramètre, s'il est modifié de manière sensible, a une incidence sur le résultat de la simulation. Cette étape se termine par un ensemble de paramètres P qui doivent être calibrés. Les paramètres sans effet, qui pourraient être difficiles ou coûteux à obtenir, peuvent être supprimés si possible, sinon fixés avec des valeurs par défaut.

- **Calibrage.** Le calibrage commence par la définition de deux sous-ensembles (S_c - ensemble d'apprentissage et S_v - ensemble de test) des données d'entrée réelles complètes S_{all} telles que $S_c \cup S_v = S_{all} \wedge S_c \cap S_v = \emptyset$. Ensuite, les valeurs appropriées pour les paramètres de P sont recherchées de sorte que la sortie produite à l'aide de l'ensemble d'entrées et de paramètres ressemble suffisamment à la sortie donnée. S_c .
- **Validation statistique.** L'étape finale consiste à valider le modèle global en utilisant l'ensemble des données. S_v .

V.2.a. Face validation

La face validation concerne la plausibilité du modèle. Elle consiste en au moins trois éléments méthodologiques exécutés par des experts humains potentiellement différents :

V.2.b. Évaluation immersive

Cette forme de simulation participative devrait être appliquée dans cette phase du cycle de validation global. Un expert humain en mobilité regarde à travers les yeux d'un agent voyageur particulier et voit ce que l'agent perçoit et comment il y réagit. Sur la base de ces informations, il peut évaluer plus directement si le comportement de l'agent simulé est approprié. Si possible, l'interface devrait permettre une participation réelle, de sorte que l'humain puisse également évaluer le comportement des autres agents voyageurs avec lesquels l'agent « joué » interagit. De cette manière, l'expert humain vérifie si les agents artificiels réagissent comme prévu à l'action de l'agent joué par l'humain.

V.2.c. Évaluation de l'animation

Un expert en mobilité évalue si l'animation du système global simulé (ou de certaines de ses parties) semble se comporter comme le système original. Ainsi, l'animation doit être au niveau de détail approprié et afficher tous les aspects dynamiques pertinents des éléments de manière à ce qu'ils soient facilement vérifiables par un humain. L'animation montre généralement le développement du système simulé d'un point de vue macroscopique. L'animation permet d'évaluer, par exemple, les flux généraux de voyageurs, l'émergence d'embouteillages à des endroits correspondant à des endroits réels. En outre, l'observation peut se concentrer sur des agents individuels, en suivant leur mouvement et leur comportement particuliers. Cependant, l'observateur humain adoptera toujours une perspective à vue d'hélicoptère. Idéalement, l'expert humain adopte ce point de vue également dans le monde réel, qu'il s'agisse d'un superviseur du système de référence ou d'un experts qui passe beaucoup de temps à observer le système original de l'extérieur.

V.2.d. Évaluation des résultats

Les résultats de la simulation peuvent également être évalués par un expert en mobilité humaine qui vérifie la plausibilité des valeurs absolues, les relations entre les différentes valeurs ainsi que la dynamique et les tendances des différentes valeurs de sortie des simulations. Cela peut s'appliquer aussi bien au niveau macroscopique qu'au niveau de l'agent. Bien que ces tests puissent généralement être effectués automatiquement lorsque les contraintes sont formalisées ou que suffisamment de données originales sont disponibles pour les tests statistiques, un contrôle de plausibilité effectué par un expert humain peut être précieux pour plusieurs raisons. Un tel test peut non seulement déboucher sur une décision binaire d'acceptation du modèle, mais aussi donner des indications sur les raisons pour lesquelles la simulation n'est pas valide et même indiquer les éléments du modèle à améliorer. L'évaluation par un expert humain peut être obtenue assez rapidement, surtout lorsqu'elle est négative.

V.3. Analyse de sensibilité

Deux étapes importantes dans les modèles qui contiennent de nombreux paramètres - comme les modèles à base d'activités - concernent le traitement de l'ensemble des paramètres : l'analyse de sensibilité, qui montre l'effet des différents paramètres sur le modèle, et le calibrage qui détermine ensuite les valeurs appropriées. Il existe des problèmes spécifiques concernant les paramètres d'une simulation à base d'activités qui nécessitent des solutions particulières.

Les modèles à base d'activités incorporent un nombre comparativement élevé de paramètres, simplement en raison du niveau de détail de ces modèles. Par exemple, alors que dans une macro-simulation, un paramètre tel que la fréquence est suffisant pour décrire le flux sur un itinéraire de transport public, dans une simulation correspondante à base d'activités, le flux n'est pas réduit à une fréquence, mais à des processus liés à l'interaction entre les véhicules, avec les passagers, avec les arrêts et les stations, avec les décisions de régulation, etc. Ainsi, les procédures particulières d'analyse de sensibilité et de calibrage dans les simulations basées sur les activités doivent prendre en compte les problèmes d'échelle - non seulement pour le nombre de paramètres, mais aussi pour les efforts en temps de simulation et en mémoire. Le résultat de l'analyse de sensibilité montre simplement que ces paramètres sont importants, mais ne se prononce pas sur leur valeur.

Les modèles à base d'activités présentent des spécificités liées aux relations non linéaires au sein du modèle, où interviennent également des paramètres. Certains paramètres concernent le comportement local de l'agent, d'autres des aspects plus centraux de l'environnement local et global.

Par exemple, considérons un agent qui choisit le meilleur itinéraire du point a au point b . Il existe à tous les niveaux des paramètres qui influencent le résultat de la simulation :

- paramètres dans la prise de décision de l'agent. Un exemple de tels paramètres concerne les seuils à partir desquels l'agent effectue des actions de changement d'itinéraire (comme la congestion perçue, ou le temps d'attente cumulé, etc.)
- paramètre d'un point particulier du réseau, comme la gestion de la foule, le comportement des files d'attente, etc.

- les paramètres environnementaux globaux qui décrivent la dynamique du flux global (véhicules et passagers).

L'une des conséquences de ces propriétés à plusieurs niveaux - notamment en combinaison avec la quantité de paramètres et la complexité globale du modèle - est que l'interaction entre les différents paramètres devient difficile à prévoir par un humain.

La procédure habituelle de l'analyse de sensibilité consiste à faire varier systématiquement les valeurs des paramètres et à observer l'évolution de la sortie. L'analyse de sensibilité fait partie de tout un modèle de simulation, indépendamment de son domaine d'application ou de son type particulier. Les concepts et les méthodes pour l'analyse de sensibilité peuvent être trouvés dans de nombreux manuels généraux de simulation, tels que [46].

Il y a plusieurs raisons d'effectuer une analyse de sensibilité :

- Améliorer la compréhension du modèle car il montre comment les phénomènes dépendent les uns des autres.
- Découvrir des pistes de réduction du modèle en identifiant les aspects non pertinents et pouvoir ainsi les supprimer du modèle. On obtient ainsi un modèle minimal.
- Permettre d'identifier les zones de paramètres très sensibles où de petites variations ont des effets importants. Cette information est utile pour l'analyse du modèle et aussi pour le calibrage.
- Identifier les plages de paramètres admissibles.

Un autre aspect important qui devrait encourager les praticiens à effectuer une analyse de sensibilité est son implication économique. Lorsque l'estimation des entrées d'un modèle nécessite la mise en œuvre de recherches expérimentales ou d'enquêtes (comme dans le cas de la demande de modèles à base d'activités), le fait de restreindre l'analyse à un nombre plus limité d'entrées peut apporter des avantages économiques significatifs, ou du moins, peut aider à utiliser les ressources disponibles de manière plus efficace. Si, par exemple, dans une étude de transport, les résultats d'une analyse de sensibilité montrent qu'une douzaine seulement des centaines d'activités affectent la variabilité des résultats d'intérêt, l'estimation de la demande de mobilité peut être raisonnablement limitée à celles-ci.

Il faut garder à l'esprit que le résultat de cette étape est une entrée pour les phases de calibrage et de validation et qu'il doit donc être considéré en conjonction avec les étapes correspondantes.

Idéalement, l'analyse de sensibilité est exécutée en faisant varier simultanément les valeurs de tous les paramètres et en comparant les données de sortie - toutefois, en raison de l'explosion combinatoire, cela n'est généralement pas réalisable. Aussi, l'application de techniques de « plans d'expériences » est nécessaire comme dans toute simulation standard (e.g. plan en étoile, plan factoriel, etc.).

Ensuite, l'analyse de sensibilité consiste à assembler un plan expérimental dans lequel les valeurs des paramètres sont modifiées selon un programme systématique. Pour chacune de ces combinaisons de valeurs de paramètres, une ou plusieurs simulations sont exécutées et évaluées. Si le modèle contient des éléments stochastiques, plusieurs simulations sont nécessaires. Pour déterminer l'effet de valeurs de paramètres isolées, des exécutions « réduites » peuvent être suffisantes et permettent de réaliser plus de tests qu'en utilisant la configuration complète. Cependant, tester des valeurs de paramètres avec des modèles partiels ou des modèles avec un nombre réduit d'agents peut être dangereux car, par exemple, les effets de multiplication ne peuvent pas être évalués ou certaines boucles de rétroaction ne peuvent pas être observées car la masse critique d'agents n'est pas disponible. Ceci est particulièrement important si les effets des valeurs de ces paramètres dépendent du nombre d'agents participants. Un exemple typique serait le nombre d'agents qui doit être suffisamment grand pour observer le dépassement de capacité des véhicules publics.

Sur la base des résultats d'une analyse de sensibilité minutieuse, un modèle minimal utilisant un ensemble minimal de paramètres peut être produit comme entrée pour l'étape suivante du calibrage à proprement parler, qui consiste en la détermination des valeurs de paramètres qui produisent une sortie attendue.

L'analyse de sensibilité et le calibrage consistent essentiellement en des méthodes similaires qui balaient l'espace des paramètres du modèle. La principale distinction réside dans la manière dont les données de sortie sont utilisées : l'analyse de sensibilité opère au sein du modèle et compare une série de sorties à une autre. En revanche, le calibrage traite de la relation avec les données originales. Une analyse de sensibilité approfondie est une condition préalable au calibrage.

Les principales techniques d'analyse de sensibilité sont :

- **Analyse de sensibilité *One at a time* (OAT)**, dans laquelle on étudie la variation des sorties du modèle due à la variation d'un paramètre d'entrée à la fois, tandis que les autres sont maintenus à certaines valeurs. La différence dans la sortie du modèle due au changement de la variable d'entrée est appelée la sensibilité du modèle à cette variable d'entrée particulière. Cependant, cette approche ne peut pas détecter les interactions entre les paramètres d'entrée.
- **Diagrammes de dispersion d'entrée/sortie.** Etant donné la distribution statistique des entrées du modèle, nous échantillons N combinaisons possibles de celles-ci afin d'obtenir une matrice de valeurs de paramètres et le vecteur de sorties du modèle correspondant. En dessinant et en analysant le diagramme de dispersion correspondant, les paramètres avec une grande influence sur le modèle sont identifiés. Le problème est qu'en augmentant le nombre de variables, cette méthode devient peu pratique. En outre, elle ne permet pas d'étudier la sensibilité d'un groupe de variables.
- **Test des effets élémentaires.** La méthode des effets élémentaires peut être considérée comme une extension de la technique OAT, dont elle permet de surmonter le principal défaut (la faible couverture de l'espace des entrées). Elle consiste essentiellement en une moyenne des dérivées sur l'espace des entrées.

- **Dérivés sigma-normalisés.** Les dérivées d'une fonction sont le moyen le plus naturel de réaliser une analyse de sensibilité, en particulier pour les modèles analytiques. Dans la réalité, les dérivées ne sont pas toujours adaptées à cet objectif. À leur place, on utilise des dérivées normalisées sigma. Le principal défaut de cette approche concerne l'application avec des modèles de type boîte noire (c'est-à-dire basés sur la simulation). Dans ce cas, le calcul des dérivés peut être très coûteux en termes de temps. Pour cette raison, elles sont généralement évaluées uniquement au milieu de la distribution des variables individuelles et certaines hypothèses sur la fonction sont faites pour extrapoler les résultats obtenus à la fonction entière. Lorsque les hypothèses sont fausses, les résultats obtenus peuvent être trompeurs.
- **Analyse du coefficient de régression normalisé (CRS).** Une autre possibilité pour les modèles de boîte noire est de créer un modèle de régression sur la base des évaluations de la fonction. En général, les coefficients de régression normalisés sont plus robustes et plus fiables que les dérivés sigma-normalisés, car ils résultent de l'exploration de l'espace entier des variables d'entrée.
- **Analyse du coefficient de corrélation partielle (PCC).** Une méthode simple pour évaluer la relation entre les variables indépendantes et dépendantes est le calcul du coefficient de corrélation pour les valeurs des paramètres d'entrée et la sortie. La méthode la plus fréquemment utilisée pour la corrélation linéaire est le coefficient de corrélation du moment du produit de Pearson. L'inconvénient de cette fonction de corrélation simple est qu'une forte corrélation entre les paramètres d'entrée peut influencer les corrélations entrée-sortie. Le coefficient de corrélation partielle est calculé pour représenter la relation linéaire entre deux variables avec une correction pour éliminer les effets linéaires de toutes les autres variables.
- **Filtrage de Monte Carlo.** Lorsque l'on n'est pas intéressé par l'étude de la valeur spécifique de Y mais qu'on veut savoir si Y crée ou non un certain effet, on peut utiliser un filtrage de Monte Carlo. En effet, en utilisant une configuration de Monte Carlo et en appliquant ensuite le filtre d'intérêt aux valeurs de Y , il est possible de diviser la matrice en deux groupes, l'un pour les variables produisant un effet et l'autre pour celles qui ne le produisent pas. À ce stade, on peut effectuer un test statistique pour vérifier si chacune des entrées est statistiquement responsable de l'effet à produire.
- **Méta-modélisation.** Une façon possible d'effectuer une analyse de sensibilité de modèles complexes de type boîte noire est d'utiliser un méta-modèle capable d'approximer la sortie du modèle lui-même. De cette façon, le temps nécessaire est utilisé pour créer le méta-modèle, tandis que l'analyse peut ensuite être facilement réalisée en utilisant sa formulation analytique.
- **Analyse de la variance (ANOVA).** L'analyse de la variance est une méthode d'analyse de sensibilité probabiliste indépendante du modèle utilisée pour déterminer s'il existe une association statistique entre une sortie et une ou plusieurs entrées. L'ANOVA diffère de l'analyse de régression en ce qu'aucune hypothèse n'est nécessaire concernant la forme

fonctionnelle des relations entre les entrées et les sorties. Dans l'ANOVA, les entrées du modèle sont appelées facteurs et leurs valeurs sont appelées niveaux des facteurs. Une sortie, en revanche, est appelée variable de réponse. L'ANOVA multifactorielle étudie l'effet de deux facteurs ou plus sur la variable de réponse et elle est utilisée pour déterminer l'effet de premier ordre et l'effet d'interaction entre les facteurs et la variable de réponse. Pour appliquer cette technique, un certain nombre d'évaluations des réponses en fonction de différentes valeurs des paramètres d'entrée sont nécessaires. D'un point de vue statistique, la manière appropriée d'effectuer ces évaluations est définie par les techniques de conception expérimentale. En particulier, un plan factoriel complet peut être appliqué correctement dans ce cas. De cette façon, le plan expérimental factoriel complet consiste en $n*k$ évaluations de modèle, où k est le nombre de facteurs et n est le nombre de niveaux. L'utilisation de ce plan expérimental permet également de déterminer si les facteurs interagissent entre eux, c'est-à-dire si l'effet d'un facteur dépend des niveaux des autres. Les résultats que l'on peut obtenir à partir de l'ANOVA sont de deux ordres. Premièrement, ils donnent une estimation de la variance de la sortie du modèle expliquée par chaque paramètre ou par leur combinaison. Sur la base de ce résultat, il est ensuite possible d'utiliser une distribution de probabilité de Fisher pour tester l'hypothèse nulle selon laquelle la variance expliquée par un seul paramètre est négligeable par rapport à l'ensemble du modèle, c'est-à-dire que le modèle n'est pas sensible (avec un niveau de signification bien défini) aux changements de paramètres.

- **Méthodes basées sur la décomposition de la variance** de Sobol. La méthode basée sur la décomposition de la variance de Sobol est considérée comme la méthode la plus puissante pour l'analyse de sensibilité. Cette méthode nécessite malheureusement un nombre significativement élevé d'évaluations de modèles et n'est donc pas adaptée aux modèles coûteux comportant trop de facteurs d'entrée. Etant donné un modèle, l'objectif est de voir ce qu'il advient de l'incertitude de la sortie lorsque l'une des variables d'entrée est fixée à une valeur spécifique. La variance résultante de la sortie considère la variance de toutes les variables sauf une. On s'attend à ce que plus l'influence de la i ème variable, plus la variance conditionnelle est faible. Pour cette raison, la variance conditionnelle peut être considérée comme un indice de la sensibilité pour les variables suivantes. Le problème avec cette formulation est que l'indice de sensibilité dépendrait de la valeur spécifique de la i ème variable considérée. Pour cette raison, il importe de considérer la moyenne de cette mesure sur tous les points possibles.

V.3.a. Un exemple d'analyse de sensibilité pour les modèles à base d'activités

Dans [47], les auteurs appliquent des analyses de sensibilité globales et locales pour tester un modèle basé sur l'activité à l'aide de MATSim. L'analyse de sensibilité globale, basée sur la méthode des effets élémentaires, est d'abord appliquée pour identifier les paramètres influents. Ensuite, l'analyse de sensibilité locale basée sur la méthode OAT est employée pour révéler la relation entre les paramètres influents et les résultats d'intérêt, tels que le flux de trafic. Les résultats de l'analyse d'impact montrent dans quelle mesure et comment trois paramètres influents de MATSim (le facteur

d'échelle de la population, le nombre d'itérations et la taille du pas de temps) influencent les résultats d'intérêt. En outre, les résultats de l'analyse d'impact de MATSim suggèrent que les paramètres de taux de mutation temporelle et d'utilité d'exécution peuvent fortement influencer les résultats d'intérêt et qu'un réglage correct de ces paramètres peut optimiser les plans d'activités quotidiens des agents.

V.4. Calibrage

Comme l'analyse de sensibilité, le calibrage constitue une étape établie dans la procédure générale d'exécution d'une étude de simulation. Au lieu d'analyser les effets des réglages des paramètres dans un modèle, le calibrage vise à établir une connexion solide avec les données du système de référence. Au cours de l'étape de calibrage, les paramètres du modèle doivent être définis de manière à ce qu'un modèle structurellement correct produise un résultat valide. Cette étape est également désignée comme l'un des « problèmes inverses » de la simulation, au sens large : Au lieu

d'effectuer un calcul direct à partir d'une entrée donnée I_{fix} et un paramètre P_{fix} et de produire un

comportement de sortie O_{fix} , le calibrage commence avec des valeurs d'entrée I_{fix} et des valeurs

de sortie O_{fix} en recherchant les valeurs de paramètres appropriées P_{opt} afin que la sortie produite

O_{sim} en utilisant l'entrée et le jeu de paramètres ressemble suffisamment à la sortie donnée :

$O_{sim} \sim O_{fix}$. Ainsi, le calibrage est fondamentalement un problème d'optimisation. Cependant, sa résolution n'est pas si facile pour plusieurs raisons, principalement en raison de la nature complexe du modèle lui-même et - en lien avec cela - en raison de la disponibilité de données appropriées.

Avec les modèles à base d'activités, nous avons des modèles modulaires par nature, ce qui offre plus de possibilités de calibrage. Les différentes possibilités de calibrage sont les suivantes :

- **Le calibrage global du système** consiste à rassembler tous les paramètres en un seul ensemble et à les utiliser comme données d'entrée pour une procédure de calibrage basée sur des simulations utilisant le modèle complet comme lors des déploiements réels.
- **Le calibrage de systèmes modulaires** consiste à exploiter la modularité d'un modèle de simulation à base d'activités : Le modèle est divisé en plusieurs sous-modèles avec des ensembles de paramètres correspondants. Ces parties du modèle sont ensuite calibrées soit de manière isolée, si les critères de validité peuvent être attribués de manière appropriée, soit en laissant toutes les autres valeurs de paramètres fixes.

La validation sur les deux niveaux d'observation - le système global ainsi que ses composants - est particulièrement essentielle lorsque les techniques de la boîte noire globale sont appliquées de manière automatisée. En général, l'application des techniques de la boîte noire - c'est-à-dire des algorithmes d'optimisation qui relient les valeurs des paramètres à l'évaluation des résultats de la simulation sans tenir compte des structures internes - peut être trompeuse. L'optimisation se produit

au niveau global, macroscopique. Cependant, le comportement global est généré à un niveau inférieur avec un haut degré de liberté de conception et les valeurs d'un large ensemble de paramètres doivent être déterminées par cette optimisation. Ainsi, en réglant ces paramètres, tout résultat au niveau global peut être reproduit. Cependant, en exécutant soigneusement les actions d'accompagnement, le risque d'accepter un modèle erroné comme valide est minimisé. Dans cette section, certaines de ces actions sont suggérées :

1. Si les paramètres ont un fondement observationnel dans le système de référence, leurs valeurs peuvent être mesurées par le modélisateur ou prises dans la littérature. Au lieu de calibrer ces valeurs, le modélisateur doit les fixer en conséquence. Il est essentiel de documenter l'origine de ces valeurs et la manière dont les données ont été recueillies et traitées. Cependant, un tel traitement ne doit pas remplacer l'analyse de sensibilité. L'effet de ces valeurs de paramètres déterminées de l'extérieur doit être connu.
2. De même, les domaines des valeurs des paramètres doivent être soigneusement définis avant le calibrage. Cela peut être fait sur la base de l'expertise humaine sur le système de référence. Une autre approche peut utiliser des techniques de satisfaction de contraintes pour déterminer les domaines de valeurs appropriés pour le paramètre. La condition préalable est une formalisation concise des dépendances entre les différents paramètres. Ceci n'est pas trivial dans les simulations basées sur les activités, en particulier lorsque les paramètres des niveaux macroscopique et microscopique interagissent.
3. La validation sur les deux niveaux d'observation - le système global ainsi que ses composants - est particulièrement essentielle lorsque les techniques globales de la boîte noire sont appliquées de manière automatisée. Si la « micro validité » avait pu être représentée de la même manière que la « macro validité », elle aurait été intégrée dans l'évaluation d'un cycle de simulation. Ainsi, le modélisateur doit appliquer des contrôles de plausibilité et des techniques de validation directe pour tester encore et encore la pertinence du résultat du calibrage.

V.4.a. *Indicateurs* de calibrage

Un grand nombre d'indicateurs de qualité de l'ajustement (*goodness-of-fit* - GoF) sont disponibles pour l'évaluation des efforts de calibrage et de validation. Chacun d'entre eux présente des forces et des limites différentes et la question de savoir lequel utiliser se pose très souvent. La réponse à cette question est généralement complexe et peut dépendre d'un certain nombre d'aspects, liés au problème, aux données disponibles (et à leurs caractéristiques) et à de nombreux autres paramètres. Habituellement, lors de la validation d'un modèle, une approche raisonnable consiste à considérer plusieurs indicateurs, ce qui permet d'élucider davantage d'aspects du modèle et de fournir une évaluation plus complète de ses performances. Le reste de cette section vise à donner un aperçu du problème de la sélection des indicateurs appropriés.

Les indicateurs non carrés tels que l'erreur moyenne (*mean error* - ME), les erreurs moyennes en pourcentage (*mean percentage error* - MPE) et l'erreur moyenne normalisée (*mean normalized error*

- MNE) ne peuvent pas être utilisés dans la fonction objectif d'un problème de calibrage car les erreurs de signe opposé se compensent (c'est-à-dire que des erreurs élevées de signe opposé donnent des valeurs faibles des indicateurs). Dans [48], le nombre d'itérations requises par l'erreur moyenne s'est avéré être beaucoup plus élevé que celui des autres indicateurs, ce qui décourage l'utilisation de la ME dans le calibrage. Les erreurs normalisées ou en pourcentage (MNE ou *mean absolute normalized error* – MANE ou *root mean square normalised Error*, RMSNE) sont très tentantes car elles permettent de construire des fonctions multi-objectifs, par exemple sur les comptages et les vitesses. Cependant, leur utilisation en calibrage est généralement déconseillée. En effet, la même erreur absolue entre les mesures observées et simulées (par exemple, une différence de vitesse de 10 km/h) produit des erreurs relatives plus élevées pour les petites valeurs de la mesure (par exemple, 20 km/h) que pour les valeurs élevées (par exemple, 100 km/h). Par conséquent, le calibrage est principalement déterminé par les valeurs de mesure les plus faibles. Le coefficient d'inégalité de Theil peut également être utilisé pour combiner différentes mesures de performance dans une fonction multi-objectifs, sans souffrir de l'inconvénient ci-dessus.

Les statistiques de l'erreur quadratique sont préférables dans le calibrage car, outre les avantages théoriques, elles pénalisent les erreurs les plus élevées et rendent la fonction de réponse moins lisse autour du minimum. Par conséquent, dans le calibrage des modèles de flux de trafic, les résultats des études précédentes et les considérations ci-dessus suggèrent d'utiliser principalement les statistiques de l'erreur quadratique moyenne (*root mean square error* - RMSE) et de l'erreur quadratique moyenne MSE.

Dans une moindre mesure, le coefficient d'inégalité de Theil U - appliqué à une seule mesure de performance - et le GEH (Geoffrey E. Havers)- uniquement sous la forme de la somme des valeurs GEH pour toutes les observations - sont suggérés. Le problème de la combinaison de différentes mesures dans la même fonction objectif (optimisation multi-objectifs) n'a cependant pas encore été traité de manière satisfaisante. Dans tous les cas, une bonne pratique consiste à vérifier l'efficacité de l'un des indicateurs choisis pour le calibrage en effectuant une expérience en laboratoire avec des données synthétiques sur le problème en question.

V.4.b. Exemple de *calibrage* d'un modèle basé sur l'activité

En général, le calibrage des modèles à base d'activités de la littérature utilise habituellement :

- Calibrage global du système
- Techniques de calibrage en boîte noire
- Erreurs quadratiques moyennes comme indicateur de performance

De manière surprenante, les travaux sur le calibrage des modèles à base d'activités n'effectuent pas systématiquement une analyse de sensibilité avant le calibrage.

Ainsi, les auteurs dans [49] proposent de calibrer un modèle à base d'activités en utilisant plusieurs sources d'observations en bord de route (comptage et/ou données de lecture de plaques). Les

auteurs calibrent 25 paramètres de leur modèle, en utilisant une méthode de maximum de vraisemblance. Comme indicateur de performance, ils utilisent uniquement MSE.

V.5. Validation statistique pour la simulation basée sur des agents

La validation statistique globale est la dernière étape du processus de calibrage. Ainsi, les descripteurs de la dynamique des systèmes du monde réel sont comparés statistiquement aux valeurs correspondantes générées par la simulation. Ces descripteurs ne sont pas nécessairement au niveau macroscopique, comme la taille de la population. Selon le modèle, ils peuvent également être le nombre de voyageurs (simulés) passant par un rayon donné dans une gare réelle par rapport au rayon correspondant dans la même gare simulée. Un autre exemple montrant que la validation statistique peut également se produire au niveau individuel serait le temps dont un individu particulier aurait besoin pour passer par un endroit donné à un moment donné. Au départ, on peut penser qu'après un calibrage complet et réussi, le modèle est applicable et peut être déployé, des expériences peuvent être réalisées et les données de sortie peuvent être analysées. C'est bien sûr faux : un aspect important est que le calibrage et la validation doivent utiliser des ensembles de données différents pour s'assurer que le modèle n'est pas simplement réglé pour reproduire des données particulières, mais qu'il peut également être valide pour des entrées auxquelles il n'a pas été donné auparavant. Ainsi, une dernière étape de validation basée sur un ensemble de données non utilisé auparavant doit montrer que le calibrage a vraiment réussi.

V.5.a. Indicateurs de validation statistique

En gros, la validation statistique consiste à répéter les processus de calibrage avec un ensemble de données différent (l'ensemble de test). En outre, il est utile d'utiliser plusieurs statistiques en même temps, car elles peuvent saisir différents aspects des résultats obtenus. Compte tenu du coût minime du calcul de plusieurs mesures de GOF, il est recommandé de calculer plusieurs de ces mesures et de les présenter toutes. Dans la plupart des cas, les résultats seront similaires, c'est-à-dire qu'ils concorderont sur le fait qu'un « meilleur » résultat de calibrage peut être facilement identifié. Il existe cependant des cas où une mesure de calibrage peut indiquer une erreur globale plus faible pour le cas A (par rapport au cas B), tandis qu'une autre mesure peut indiquer un biais plus important pour le cas A. Par exemple, il est possible d'avoir deux résultats de calibrage différents avec les mêmes résultats RMSN, ce qui conduit l'analyste à supposer que les deux ont une performance similaire. Si, toutefois, l'une des deux approches présente une valeur MPE plus élevée, cela se traduirait par un biais global plus important. Inversement, deux résultats de calibrage pourraient avoir le même MPE, donnant l'impression que les résultats de calibrage globaux sont équivalents, alors que l'un des deux pourrait avoir une valeur RMSN beaucoup plus élevée.

Par expérience, plusieurs cabinets d'études, d'agences et de fournisseurs de logiciels ne procèdent pas à l'étape de validation. Cela est principalement dû au coût très élevé d'acquisition des données. Toutes les données disponibles sont en général utilisées lors du calibrage.

V.5.b. Exemple de validation statistique d'un modèle à base d'activités

Les auteurs dans [50] proposent un exemple de validation statistique d'un modèle à base d'activités. Ils proposent en fait Valfram, qui est un cadre pour la validation statistique de tels modèles. Ce cadre utilise les sorties suivantes du modèle et les compare à des données du monde réel : des plans d'activités et une matrice origine-destination. Plus précisément, ils procèdent à une validation statistique :

- **A. Activités :**
 - a. leurs propriétés temporelles (heures de début et durées),
 - b. leurs propriétés spatiales (distribution des lieux d'activité dans l'espace),
 - c. la structure des séquences d'activités (disposition typique des types d'activités successives).
- **B. Déplacements :**
 - d. leurs propriétés temporelles (choix du mode de transport à différents moments de la journée ; durée des déplacements),
 - e. leurs propriétés spatiales (distribution des paires origine-destination du voyage dans l'espace),
 - f. la structure du choix du mode de transport (mode typique pour chaque type d'activité de destination).

Pour valider ces propriétés d'intérêt, le cadre propose d'effectuer six étapes de validation, chacune avec des statistiques spécifiques :

- Activités dans le temps (statistique à deux échantillons de Kolmogorov-Smirnov)
- Activités dans l'espace (z-score si les activités sont liées à la latitude-longitude, χ^2 si elles sont liées à des régions)
- Structure des activités (χ^2)
- Voyages dans le temps (χ^2 et Kolmogorov-Smirnov)
- Déplacements dans l'espace (RMSE)
- Mode pour le type d'activité cible (χ^2)

V.5.c. Accréditation

Le résultat de la validation statistique est un rapport d'accréditation. L'accréditation est la certification officielle qu'une simulation et ses données associées sont adaptées à l'utilisation prévue.

La décision d'accréditation est essentiellement la croyance de l'utilisateur en la crédibilité de la simulation. L'effort de validation et l'évaluation de l'accréditation visent tous deux à rassembler des preuves pour montrer quels risques sont associés à l'utilisation de la simulation et dans quelle mesure ils sont susceptibles ou non de se produire. L'utilisateur évalue les risques par rapport aux preuves des capacités de la simulation. Cette décision est rapportée dans un rapport d'accréditation, détaillant toutes les étapes qui ont conduit à la décision, y compris la face validation, l'analyse de sensibilité, le calibrage et la validation statistique. Il y a en fait cinq options différentes à considérer :

- **Accréditation complète** - La simulation produit des résultats qui sont suffisamment crédibles pour soutenir l'utilisation prévue.
- **Accréditation limitée ou conditionnelle** - Des contraintes doivent être imposées sur la manière dont la simulation peut être utilisée pour soutenir l'usage prévu. Dans le cas des modèles à base d'activités, l'accréditation est toujours liée à un territoire et à des ensembles de données spécifiques.
- **Une modification de la simulation est nécessaire** - Les capacités de la simulation sont insuffisantes pour permettre une accréditation complète ou conditionnelle ; des modifications et une validation ultérieure sont nécessaires pour corriger les déficiences.
- **Des informations supplémentaires sont nécessaires** - Les informations obtenues sur la simulation sont insuffisantes pour justifier une accréditation complète ou conditionnelle ; des informations supplémentaires doivent être générées ou obtenues d'une autre manière, et une vérification, une validation et/ou des essais supplémentaires doivent être effectués pour fournir les informations nécessaires avant que la décision d'accréditation ne soit prise.
- **Pas d'accréditation** - Les résultats de l'évaluation montrent que la simulation ne soutient pas de manière adéquate l'utilisation prévue.

Lorsqu'aucune accréditation n'est jugée possible, l'utilisateur doit choisir une méthode différente pour résoudre le problème. Lorsque l'utilisateur décide que des travaux ou des informations supplémentaires sont nécessaires, le processus retourne à l'étape de la stratégie globale pour établir un nouveau plan afin d'accomplir les travaux nécessaires.

VI. Conclusion

Dans ce rapport d'expertise, nous avons effectué un tour d'horizon des modèles multi-agents à base d'activités. Ce rapport d'expertise, conjointement avec l'enquête internationale sur les plateformes disponibles, permet à la ville de Paris d'effectuer un choix éclairé des modèles et des plateformes pertinentes. Un accent particulier a été mis sur le calibrage et la validation de ces modèles, condition essentielle pour fonder des décisions de politiques de mobilité.

VII. Références

- [1] Eric Bonabeau. Agent-based modeling: Methods and techniques for simulating human systems. *Proceedings of the national academy of sciences*, 99(suppl 3):7280-7287, 2002.
- [2] Michael G McNally. The four step model. *Handbook of transport modelling*, 1:35-41, 2000.
- [3] Paul E. Jones and Frank S. Koppelman. Activity analysis: State-of-the-art and future directions. In *Developments in dynamic and activity-based approaches to travel analysis*, 1990.
- [4] Michael Wooldridge. *An Introduction to MultiAgent Systems*. John Wiley & Sons, Chichester (UK), February 2002. 256 pages.
- [5] Jacques Ferber. *Multigent Systems*. Inter-Editions, 1995. 522 pages.
- [6] G. Weiss. *Multiagent Systems, A Modern Approach to distributed Artificial Intelligence*. MIT Press, 1999.
- [7] B. Fayeche. Régulation des réseaux de transport multimodal : Systèmes multi-agents et algorithmes évolutionnistes. PhD thesis, Ecole Centrale de Lille/ Université des Sciences et Technologies de Lille, Octobre 2003.
- [8] C. P. Roze. Organisation multi-agents au service de la personnalisation de l'information. PhD thesis, Université de valenciennes et du Hainaut-Cambrésis, 2003.
- [9] S. Russell and P. Norvig. *Artificial Intelligence : A Modern Approach*. Prentice Hall, 2003. 1057 pages.
- [10] Castiglione, J., Bradley, M., & Gliebe, J. (2015). *Activity-based travel demand models: A primer* (No. SHRP 2 Report S2-C46-RR-1).
- [11] Ben-Akiva, M. and Lerman, S.R. 1985. *Discrete Choice Analysis: Theory and Application to Travel Demand*. Cambridge, MA: The MIT Press.
- [12] Hensher, D.A. and Rose, J.M. 2005. *Applied Choice Analysis: a Primer*. Cambridge, U.K. Cambridge University Press.
- [13] Koppelman, F.S. and Bhat, C. 2006. *A Self Instructing Course in Mode Choice Modeling: Multinomial and Nested Logit Models*. U.S. Department of Transportation.
- [14] Train, K. E. 2009. *Discrete Choice Methods with Simulation*, 2nd Edition. Cambridge, U.K. Cambridge University Press.
- [15] T.A. Arentze, H.J.P. Timmermans, A learning-based transportation oriented simulation system, *Transp. Res. Part B* 38 (2004) 613–633,
- [16] C.R. Bhat, J.Y. Guo, S. Srinivasan, A. Sivakumar, Comprehensive econometric microsimulator for daily activity-travel patterns, *Transp. Res. Rec.: J. Transp. Res. Board* 1894 (2004) 57–66,
- [17] K.G. Goulias, C.R. Bhat, R.M. Pendyala, Y. Chen, R. Paleti, K.C. Konduri, T. Lei, D. Tang, S.Y. Youn, G. Huang, H.H. Hu, Simulator of activities, greenhouse emissions, networks, and travel (SimAGENT) in Southern California, in: *Transportation Research Board 91st Annual Meeting*. Washington D.C. 2012.
- [18] T. Bellemans, B. Kochan, D. Janssens, G. Wets, T. Arentze, H. Timmermans, Implementation framework and development trajectory of FEATHERS activity-based simulation platform, *Transp. Res. Rec.: J. Transp. Res. Board* 2175 (2010) 111–119

- [19] A. Horni, K. Nagel, K.W. Axhausen, The Multi-Agent Transport Simulation MATSim, Ubiquity Press, London, 2016,
- [20] K.S. Lee, J.K. Eom, D.S. Moon, Applications of TRANSIMS in transportation: a literature review, *Procedia Comput. Sci.* 32 (2014) 769–773,
- [21] J. Auld, M. Hope, H. Ley, B. Xu, K. Zhang, V. Sokolov, Modeling framework for regional integrated simulation of transportation network and activitybased demand (Polaris), in: International Symposium for Next Generation Infrastructure, Wollongong, Australia, 2013.
- [22] M. Adnan, F.C. Pereira, C.M.L. Azevedo, K. Basak, M. Lovric, S.R. Feliu, Y. Zhu, J. Ferreira, C. Zegras, M.E. Ben-Akiva, SimMobility: A multi-scale integrated agent-based simulation platform, in: Transportation Research Board 95th Annual Meeting. Washington D.C. 2016
- [23] M. Jakob and Z. Moler. Modular framework for simulation modelling of interaction-rich transport systems. In 16th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC 2013), pages 2152–2159. IEEE, IEEE, oct 2013.
- [24] Laron Smith, Richard Beckman, and Keith Baggerly. Transims: Transportation analysis and simulation system. Technical report, Los Alamos National Lab., NM (United States), 1995.
- [25] JD Hunt, R Donnelly, JE Abraham, C Batten, J Freedman, J Hicks, PJ Costinett, and WJ Upton. Design of a statewide land use transport interaction model for oregon. In Proceedings of the 9th World Conference for Transport Research, Seoul, South Korea, volume 19, 2001.
- [26] T Ton and DA Hensher. Sythesising population data: The specification and generation of synthetic households in trespis2. 0. In Selected Proceedings of the 9th World Conference on Transport ResearchWorld Conference on Transport Research Society, 2001.
- [27] Mark Bradley, Maren Outwater, Nageswar Jonnalagadda, and Earl Ruitter. Estimation of an activity-based micro-simulation model for san francisco. In 80th Annual Meeting of the Transportation Research Board, Washington DC, number 01-2905, 2001.
- [28] David A Hensher, Peter R Stopher, Philip Bullock, and Tu Ton. Trespis (transport and environmental strategy impact simulator): application to a case study in ne sydney. 2004.
- [29] Paul Salvini and Eric J Miller. Ilute: An operational prototype of a comprehensive microsimulation model of urban systems. *Networks and spatial economics*, 5(2):217{234, 2005.
- [30] Sivaramakrishnan Srinivasan and Lu Ma. Synthetic population generation: A heuristic data-fitting approach and validations. In 12th International Conference on Travel Behaviour Research (IATBR), Jaipur, 2009.
- [31] W Edwards Deming and Frederick F Stephan. On a least squares adjustment of a sampled frequency table when the expected marginal totals are known. *The Annals of Mathematical Statistics*, 11(4):427{444, 1940.
- [32] Frederick F Stephan. An iterative method of adjusting sample frequency tables when expected marginal totals are known. *The Annals of Mathematical Statistics*, 13(2):166{178, 1942.
- [33] Richard J Beckman, Keith A Baggerly, and Michael D McKay. Creating synthetic baseline populations. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 30(6):415{429, 1996.
- [34] Bilal Farooq, Michel Bierlaire, Ricardo Hurtubia, and Gunnar Flotterod. Simulation based population synthesis. *Transportation Research Part B: Methodological*, 58:243{263, 2013.

- [35] Zengyi Huang and Paul Williamson. A comparison of synthetic reconstruction and combinatorial optimisation approaches to the creation of smallarea microdata. Department of Geography, University of Liverpool, 2001.
- [36] Xin Ye, Karthik Konduri, Ram M Pendyala, Bhargava Sana, and Paul Waddell. A methodology to match distributions of both household and person attributes in the generation of synthetic populations. In 88th Annual Meeting of the Transportation Research Board, Washington, DC, 2009.
- [37] Theo Arentze, Harry Timmermans, and Frank Hofman. Creating synthetic household populations: problems and approach. *Transportation Research Record*, 2014(1):85{91, 2007.
- [38] Maxime Lenormand and Guillaume De_uant. Generating a synthetic population of individuals in households: Sample-free vs sample-based methods. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 16(4):12, 2013.
- [39] David Voas and Paul Williamson. An evaluation of the combinatorial optimization approach to the creation of synthetic microdata. *International Journal of Population Geography*, 6(5):349{366, 2000.
- [40] Paul Williamson, Mark Birkin, and Phil H Rees. The estimation of population microdata by using data from small area statistics and samples of anonymised records. *Environment and Planning A*, 30(5):785{816, 1998.
- [41] Jooyoung Kim and Seungjae Lee. A reproducibility analysis of synthetic population generation. *Transportation Research Procedia*, 6:50{63, 2015.
- [42] Shubham Jain, Nicole Ronald, and Stephan Winter. Creating a synthetic population: A comparison of tools. In *Proceedings of the 3rd Conference Transportation Reserch Group, Kolkata, India*, pages 17{20, 2015.
- [43] ANTONI Jean-Philippe, VUIDEL Gilles, KLEIN Olivier, et al. Generating a located synthetic population of individuals, households, and dwellings. Technical report, LISER, 2017.
- [44] George M Hornberger and Robert C Spear. Approach to the preliminary analysis of environmental systems. *J. Environ. Mgmt.*, 12(1):7{18, 1981.
- [45] Franziska Klugl. A validation methodology for agent-based simulations. In *Proceedings of the 2008 ACM symposium on Applied computing*, pages 39{43, 2008.
- [46] Averill M Law, WDavid Kelton, and WDavid Kelton. *Simulation modeling and analysis*, 4th edition, volume 3. McGraw-Hill New York, 2007.
- [47] Chengxiang Zhuge, Chunfu Shao, Shuling Wang, and Ying Hu. Sensitivity analysis of integrated activity-based model: Using matsim as an example. *Transportation Letters*, 11(2):93{103, 2019.
- [48] Biagio Ciuffo, Jordi Casas, Marcello Montanino, Josep Perarnau, and Vincenzo Punzo. Gaussian process metamodels for sensitivity analysis of traffic simulation models: Case study of aimsun mesoscopic model. *Transportation Research Record*, 2390(1):87{98, 2013.
- [49] Treerapot Siripirote, Agachai Sumalee, HW Ho, and William HK Lam. Statistical approach for activity-based model calibration based on plate scanning and tra_c counts data. *Transportation Research Part B: Methodological*, 78:280{300, 2015.
- [50] Jan Drchal, Michal Certick, and Michal Jakob. Valfram: validation framework for activity-based models. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 19(3), 2016.
- [51] Holmgren, J., Davidsson, P., Persson, J. A., & Ramstedt, L. (2012). TAPAS: A multi-agent-based model for simulation of transport chains. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 23, 1-18.

[52] von Schmidt, A., Cyganski, R., & Krajzewicz, D. (2017). Generierung synthetischer Bevölkerungen für Verkehrsnachfragemodelle-Ein Methodenvergleich am Beispiel von Berlin. HEUREKA'17-Optimierung in Verkehr und Transport, 193-210.

[53] Mallig, N., & Vortisch, P. (2017). Modeling travel demand over a period of one week: The mobiTopp model. arXiv preprint arXiv:1707.05050.

[54] Paul, B. M., Doyle, J., Stabler, B., Freedman, J., & Bettinardi, A. (2018). Multi-level population synthesis using entropy maximization-based simultaneous list balancing (No. 18-03886).

[55] Gali, E., Eidenbenz, S., Mniszewski, S., Cuellar, L., & Teuscher, C. (2008). ActivitySim: large-scale agent based activity generation for infrastructure simulation (No. LA-UR-08-07134; LA-UR-08-7134). Los Alamos National Lab.(LANL), Los Alamos, NM (United States).

[56] P. Bauguion, P. Fourie, GeoTwin: a platform to experiment new mobility services, Driving Simulation Conference, 2021, à paraître.