



HAL
open science

eSTIME: une approche visuelle, interactive et modulaire pour l'analyse multi-points de vue des mobilités quotidiennes

Aline Menin, Sonia Chardonnel, Paule-Annick Davoine, Michael Ortega,
Etienne Dublé, Luciana Nedel

► To cite this version:

Aline Menin, Sonia Chardonnel, Paule-Annick Davoine, Michael Ortega, Etienne Dublé, et al.. eSTIME: une approche visuelle, interactive et modulaire pour l'analyse multi-points de vue des mobilités quotidiennes. *Geomatica*, 2020, 10.1139/geomat-2020-0006 . hal-02895948

HAL Id: hal-02895948

<https://hal.science/hal-02895948>

Submitted on 10 Jul 2020

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.

1 eSTIME : une approche visuelle, interactive et modulable pour l'analyse
2 multi-points de vue des mobilités quotidiennes

3 Aline Menin¹, Sonia Chardonnel², Paule-Annick Davoine^{1,2}, Michael Ortega¹, Etienne Dublé¹, and
4 Luciana Nedel³

5 ¹Univ. Grenoble Alpes, CNRS, Grenoble INP, LIG, 38000 Grenoble, France

6 ²Univ. Grenoble Alpes, CNRS, Science Po Grenoble, PACTE, 38000 Grenoble, France

7 ³Federal University of Rio Grande do Sul, Institute of Informatics, Porto Alegre, Brazil

8 L'auteur correspondant : Aline Menin (aline.menin@univ-grenoble-alpes.fr)

Résumé

Les données de mobilité quotidienne décrivant les déplacements des individus constituent une source d'information importante pour analyser la dynamique des territoires et les modes de vie de ses habitants. Beaucoup d'experts impliqués dans des domaines variés des politiques urbaines ont besoin de manipuler ces données pour extraire et exploiter facilement des connaissances synthétiques. Cet article décrit un environnement de géovisualisation, eSTIME, qui permet aux utilisateurs d'explorer la mobilité quotidienne à travers trois questionnements : les flux de déplacements, l'évolution des présences de la population sur les territoires, les programmes d'activités des individus. L'approche générale eSTIME est organisée en quatre étapes : (1) structuration des données, (2) construction des indicateurs, (3) interrogation par requêtes spatio-temporelles, (4) visualisation des analyses. L'environnement géovisuel repose sur le principe de tableaux de bord modulables intégrés dans un système multi-écrans donnant à l'utilisateur la flexibilité d'organiser ses espaces visuels de travail à façon en fonction des besoins d'analyse. Des techniques originales d'interactions tactiles et tangibles sont aussi proposées pour favoriser la visualisation des dynamiques. Deux études de cas illustrent comment l'outil permet de construire des analyses exploratoires. Sur la base de trois expérimentations, l'outil eSTIME est jugé utile pour décrire les phénomènes de mobilité selon différents points de vue en faisant varier la granularité spatiale et temporelle et les attributs. L'outil nécessite plusieurs écrans et une tablette pouvant limiter son intégration dans un usage professionnel quotidien. Cependant, les utilisateurs ont fortement apprécié la mise à disposition d'une variété d'indicateurs prêts à être interrogés et visualisés.

Mot clés— mobilité quotidienne, dynamique de présences, trajectoires individuelles, géovisualisation, tableau de bord analytique

Abstract

Daily mobility data describing individual trips over 24 hours are valuable sources of information to analyse territories dynamics and people's lifestyles over space and time. Experts from various fields within urban policies need to manipulate these data to extract and exploit synthetic knowledge. This paper describes a geovisualisation approach, eSTIME, to explore daily mobility data via three complementary issues (i.e. travel flows, presence dynamics, and daily trajectories) over different spatio-temporal granularity levels and thematic attributes. The eSTIME approach is supported by a four-step workflow: (1) data modeling, (2) mobility indicators derivation, (3) querying, and (4) visualization. The visualization environment comprises multiple displays embedded with customizable dashboards to give the user enough flexibility to organize their visualization space in meaningful ways according to the ongoing analysis. Further, the interaction with displays and visualizations leverages tactile and tangible input via a mobile device. We describe two case studies to show the usage of our visual and interactive tools and summarize the outcomes of three user studies. Overall, users appreciated our approach since it allows them to describe the daily mobility phenomenon from various perspectives and over multiple spatio-temporal granularity levels and thematic attributes. Our approach requires multiple screens and a tablet, which may restrict its integration in the everyday work of public agents. However, the users expressed great interest in eSTIME due to the underlying process to structure different data sets and provide mobility indicators ready to visualize.

Keywords— daily mobility, geovisualization, presence dynamics, analytical dashboards, activity patterns

45 1 Introduction

46 Mieux comprendre et visualiser les pratiques de mobilité quotidienne est devenu un enjeu pour définir des politiques publiques
47 locales favorisant des mobilités durables et plurielles (Offner, 2020) dans des environnements urbains garantissant une bonne
48 santé pour ses populations (qualité de l'air, modes actifs). Au-delà du besoin de connaissances sur les flux pour calibrer les
49 infrastructures de transport, il est nécessaire de comprendre comment les programmes d'activités des individus influencent leurs
50 besoins de mobilité et de services (et commerces, loisirs) et comment ils impactent la fréquentation des secteurs d'un territoire
51 métropolitain. A cette pluralité des domaines opérationnels de la mobilité, s'ajoute une diversité des sources et jeux de données
52 aujourd'hui accessibles pour la décrire et l'analyser tels que les enquêtes ménages déplacements, les enquêtes assistées par GPS
53 ou les corpus de «traces» d'activités géolocalisées. Dans ce contexte, beaucoup d'experts ont besoin de manipuler des données
54 de mobilité plus ou moins standardisées - sans être des spécialistes du transport - pour extraire des connaissances synthétiques
55 et facilement exploitables. L'objectif de cet article est de présenter eSTIME (Spatio-Temporal Exploration of Individual Mobility
56 data), un outil de géovisualisation qui vise à faciliter l'exploration et l'analyse de données de mobilité afin que les utilisateurs
57 puissent traiter dans un même environnement trois familles de questionnements sous-jacents au phénomène de la mobilité
58 urbaine quotidienne.

59 — Une première question est de savoir comment les habitants d'un territoire se déplacent au quotidien et quels processus
60 d'échanges entre les lieux cela génère. Les déplacements sont alors l'objet d'intérêt et l'on cherche à analyser leur quantité
61 (à l'échelle de l'individu et de la population), leurs modalités (modes de transport, modes d'accompagnement, motifs)
62 en faisant varier ces valeurs selon des catégories d'habitants ou des types d'espaces. Toujours partant des déplacements,
63 on peut plus particulièrement s'interroger sur la structure spatiale que ces mouvements dessinent sur le territoire. On
64 s'intéresse alors aux liens entre les lieux de départ et les lieux d'arrivée des déplacements en construisant des "flux" par
65 agrégation des déplacements selon un découpage du territoire en zones d'origines et de destinations.

66 — Un autre questionnement lié à la mobilité concerne l'estimation de la variation au cours du temps de la population
67 présente sur un territoire. Ceci permet de mieux appréhender la réalité des usages des sous-espaces d'un territoire en
68 tenant compte des caractéristiques des populations qui les fréquentent et des types d'activités qu'ils y effectuent. Ce sont
69 alors ces "sous-espaces" du territoire qui sont analysés et pour lesquels sont produits des indicateurs dérivés des données
70 de mobilité pour évaluer la présence des personnes à différents moments de la journée. Doivent être spécifiés dans ce cas
71 les délimitations des sous-espaces et le pas de temps auquel on veut observer des variations de présence. Une meilleure
72 connaissance des rythmes quotidiens des territoires est rendue possible par ces analyses.

73 — Enfin, une dernière question est relative aux programmes d'activités latents aux besoins de mobilité. Il s'agit de com-
74 prendre comment les individus ordonnent au fil du temps leurs activités et leurs déplacements dans le contexte spatial
75 du territoire. L'attention est ici portée sur la séquence des activités spatialisées, aussi nommée "trajectoire". L'analyse
76 de l'ensemble des trajectoires peut alors viser à dresser des typologies (Robette, 2011) qui décrivent la variété des
77 programmes d'activités qui sous-tendent et expliquent le besoin de déplacements. Ces analyses permettent de mieux
78 cerner les pratiques quotidiennes et modes de vie des habitants.

79 Nombreux sont les travaux qui éclairent ces questionnements à partir de diverses sources de données de mobilité quotidienne à
80 l'échelle des métropoles ou des pays. Des environnements de géovisualisation et d'analyse exploratoire dédiés à ces données se
81 sont ainsi multipliés, leur principal apport étant notamment de mieux donner à voir la dynamique des phénomènes étudiés en
82 proposant des indicateurs et des méthodes de visualisation intégrant le temps.

83 Certaines recherches se concentrent sur l'analyse et la visualisation des données de flux de personnes ou de véhicules (pour
84 une revue complète (Bahoken, 2016)). Des propositions originales mettent par exemple en valeur des données de flux pour des

85 systèmes de transports particuliers comme les vélos partagés (Shi et al. (2018)) ou les bus (Wang et al. (2013) Wang (2016)) en
86 regard avec des données de contexte (météorologie, congestion du trafic). Par ailleurs, la question de l'évolution des présences
87 des populations en fonction des heures de la journée ou des saisons a été plus récemment traitée à partir de données d'enquêtes
88 de mobilité locale utilisée pour révéler les rythmes urbains (Mille, 2000; Banos and Thevenin, 2005; Armoogum et al., 2015;
89 Hurez and Pélata, 2016). Miranda et al. (2017) formalisent la notion de pulsations urbaines dans une interface d'exploration des
90 densités de présence pour plusieurs villes des Etats-Unis sous différentes conditions contextuelles et à différentes granularités
91 temporelles (heures de la journée, jours de la semaine). Plus récemment, le Mobiliscope (Le Roux et al., 2017) permet non
92 seulement de visualiser les variations de densités de présence dans plusieurs agglomérations françaises mais aussi d'analyser
93 l'évolution de la ségrégation sociale au sein de sous-secteurs au cours des heures de la journée.

94 Enfin, souvent inspirés par les travaux de la démographie ou de la *time-geography*, les données de trajectoires quotidiennes
95 font aussi l'objet de propositions de géovisualisation innovantes. Aux travaux pionniers de Kwan (2000); Kraak (2003) qui ont
96 opérationnalisé le cube spatio-temporel s'ajoutent aujourd'hui par exemple ceux de (Cochey and Tabaka, 2007; Chen et al.,
97 2011) qui visualisent des profils de trajectoires individuelles en fonction de l'ordre spatial et temporel des activités quotidiennes.
98 D'autres formes de Visualisation 2D des trajectoires de taxis sont proposés par (Lu et al., 2015; Tominski et al., 2012) alors que
99 (Chen et al., 2018) combinent des trajectoires individuelles 2D avec des diagrammes circulaires sur les lieux pour visualiser le
100 rythme hebdomadaire de leur fréquentation. Si beaucoup de ces environnements sont conçus pour éclairer une questionnement
101 spécifique avant tout, certains permettent tout de même de combiner des analyses de flux avec des densités de présence comme
102 TelCoVis (Wu et al., 2015) ou TelCoFlow (Zheng et al., 2016).

103 A l'exception de l'outil iVizTRANS (Yu et al., 2015) il n'existe pas, à notre connaissance, d'environnement de géovisualisation
104 donnant la possibilité aux experts d'appréhender la mobilité quotidienne à travers des indicateurs synthétiques résumant à la
105 fois les caractéristiques des flux de déplacement, l'évolution des présences de la population qui en résultent et les trajectoires
106 individuelles qui se construisent et s'entrecroisent sur les territoires. Pourtant, il est largement reconnu que les visualisations
107 constituent une aide externe qui augmente les capacités humaines dans le processus d'analyse des données et d'extraction
108 d'informations (Norman, 2014). Cependant, disposer d'un environnement de géovisualisation qui doit être support à l'analyse
109 de la mobilité quotidienne en offrant possibilité de les étudier à travers ces différents questionnements dans une démarche
110 systémique et complémentaire, implique de s'interroger sur (1) la façon dont les différents indicateurs de la mobilité peuvent
111 être représentés visuellement ; (2) les processus d'interactions à mettre en oeuvre, non seulement entre les visualisations elles-
112 mêmes, pour faciliter et optimiser la comparaison et la mise en contexte des indicateurs, mais aussi entre les visualisations et
113 l'utilisateur pour aborder de façon complémentaire les différents questionnements. C'est l'ambition initiale de l'outil eSTIME
114 dont nous présentons dans cet article la structure conceptuelle et fonctionnelle basée sur l'exploitation de jeux de données issus
115 d'Enquêtes Ménages Déplacements réalisées sur des territoires métropolitains français (en l'occurrence ici, à Grenoble, Lyon et
116 Rennes).

117 Nous décrivons dans un premier temps (Section 2) l'approche générale qui a guidé la conception et le développement de
118 eSTIME, basée sur les questionnements thématiques exposés ci-dessus et la formalisation des concepts et données mobilisés. Dans
119 une seconde partie (Section 3) nous présentons le raisonnement qui sous-tend notre proposition et notamment les principes de
120 visualisation et d'interaction retenus. Ensuite (Section 4) nous présentons l'environnement de visualisation eSTIME en décrivant
121 les indicateurs produits à partir des données sources, les visualisations choisies pour les représenter et l'approche interactive qui
122 permet à l'utilisateur d'interroger les indicateurs selon différentes granularités spatiales et temporelles et différents attributs.
123 Nous poursuivons dans la section 5 par deux études de cas pour montrer comment les outils de visualisation et d'interaction
124 guident l'analyse exploratoire de la mobilité en lien avec les dynamiques urbaines quotidiennes. Enfin, dans la section 6 nous
125 discutons les résultats d'une suite d'expérimentations conduites auprès de plusieurs groupes d'utilisateurs pour évaluer l'aptitude,

127 2 L'approche eSTIME

128 Partant des questionnements thématiques relatifs aux enjeux de la mobilité quotidienne exposés en introduction, notre
 129 démarche a consisté à concevoir et développer un environnement de géovisualisation qui offre à l'analyste la possibilité d'explorer
 130 les liens réciproques entre mobilité individuelle et dynamiques quotidiennes d'un territoire. Cela nous amène dans un premier
 131 temps à concevoir d'un point de vue conceptuel la chaîne de traitement qui va de la structuration des données issues de l'Enquête
 132 Ménages Déplacements (EMD) aux visualisations représentant les indicateurs de la mobilité, sur lesquels se basent les types
 133 d'analyses que nous voulons proposer dans l'environnement (voir Figure 1).

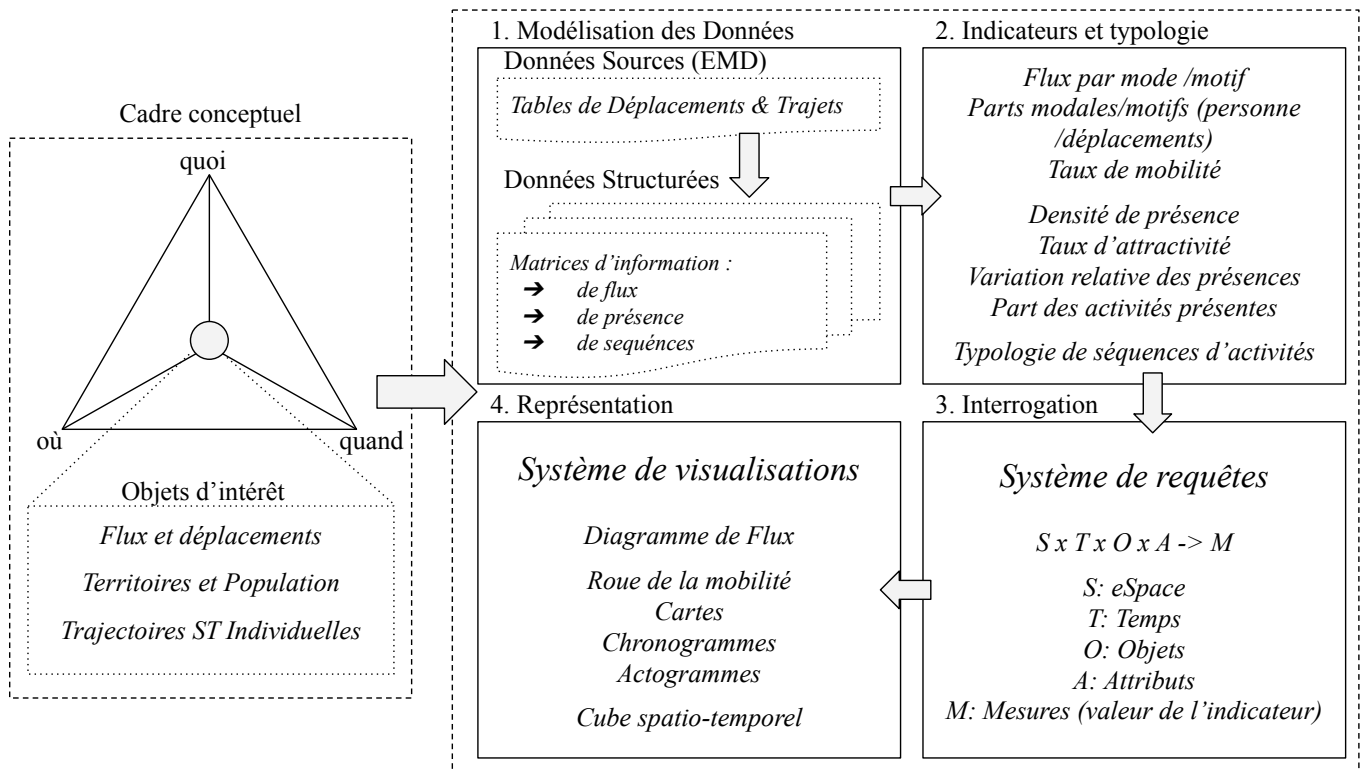


FIGURE (1) L'approche eSTIME formalise une chaîne de traitement pour l'analyse et la visualisation de données de mobilité quotidienne individuelle selon différents points de vue (Mathian and Sanders, 2014). Trois objets d'intérêt sont définis dans le cadre conceptuel de la triade de Peuquet (1994) : les flux et déplacements, le territoire et la population, et les trajectoires spatio-temporelles individuelles. Sont ensuite construites les entités empiriques associées à ces objets dans une étape (1) de structuration des données sous la forme de matrices d'information. Suit à l'étape (2) la construction des indicateurs à partir des matrices de flux, de présence et de séquences que l'on peut interroger grâce au système d'interrogation par requêtes spatio-temporelle défini à l'étape (3). L'étape (4) formalise le système de visualisations interactives des indicateurs à différentes granularités spatiales et temporelles et selon différents attributs.

134 La connaissance sur la mobilité que nous souhaitons produire, se construit selon trois points de vue : celui lié à l'analyse
 135 des déplacements, celui liés à l'analyse des dynamiques d'un territoire et celui lié à l'analyse des trajectoires. Chacun de ces
 136 points de vue mobilise, au prisme des dimensions spatiale (où ?), temporelle (Quand ?) et thématique (Quoi ?) différents objets
 137 d'intérêt : les flux et déplacements, le territoire et la population présente et les trajectoires individuelles. Les données empiriques
 138 mobilisées sont issues des EMDs et traduisent la façon dont les individus se déplacent dans le temps et dans l'espace en précisant
 139 les motifs et les modes. Ces données sources sont ensuite transformées et structurées sous la forme de matrices d'information
 140 adaptées aux différents objets d'intérêt :

- 141 — des matrices de flux : effectif des déplacements agrégés entre les unités spatiales (origines en ligne et destinations en
- 142 colonne) par heure (une matrice par heure, soit 24 matrices de flux) ;

143 — une matrice des présences : effectif de la population présente par heure (en colonne) et par unité spatiale (en ligne) ;
144 — une matrice des séquences : modalité des activités réalisées au niveau de l'individu (en ligne) par minute (en colonne).
145 De ces matrices découle la construction d'indicateurs de la mobilité et des typologies de séquences d'activités (voir Sous-
146 section 4.2), qui peuvent être interrogés dans leurs dimensions spatiale, temporelle et attributaire via des requêtes multi-
147 dimensionnelles (voir Tableau 1), et interprétés au moyen de représentations graphiques et cartographiques adaptées (voir
148 Sous-section 4.3).

149 Dans notre problématique, les verrous ne sont pas tant dans les algorithmes de traitement des données, dans la définition ou
150 la création d'indicateurs qui ont déjà été éprouvés (André-Poyaud et al., 2008; Commenges, 2013; Robette, 2011), que dans la
151 définition d'une approche favorisant l'analyse visuelle. A partir de l'exploration interactive des visualisations, l'utilisateur doit
152 pouvoir être capable de construire des scénarios d'analyse de la mobilité selon différents points de vue. Pour cela, les indicateurs
153 relatifs aux flux et déplacements, à l'évolution des présences sur le territoire de la population et aux trajectoires individuelles
154 doivent être faciles à interpréter au moyen de visualisations représentatives et efficaces, et qui soient cognitivement supports à
155 l'extraction et l'analyse de connaissances (Cook and Thomas, 2005; Cleveland and McGill, 1988). Par ailleurs, une interface de
156 visualisation de support à l'analyse n'est pas seulement construite en affichant les visualisations les plus pertinentes, mais en
157 proposant un ensemble de visualisations cohérentes, hiérarchisées et reliées entre elles. Chaque représentation possède des qualités
158 différentes pour visualiser certains types d'informations, elles sont aussi complémentaires. C'est la cohérence et l'organisation
159 de cet ensemble à la fois au niveau de la perception globale de l'information mais aussi à des niveaux intermédiaires, voire
160 détaillés, qui permet de transmettre un message de la manière la plus efficace possible. Cette cohérence ne peut être figée, elle
161 est fonction des points de vue de l'utilisateur et de la progression de ses questionnements au cours de son analyse. Les processus
162 d'interactions permettent de naviguer entre les visualisations, de passer d'une visualisation à une autre, d'associer et de co-
163 visualiser différentes visualisations, d'explorer les changements d'échelles spatiales et temporelles. Cependant, la multiplication
164 des indicateurs a pour conséquence la multiplication des représentations à co-visualiser sur le support visuel, ce qui implique
165 l'encombrement, voire la désorganisation des visualisations à l'écran de l'ordinateur. L'affichage simultané d'une trop grande
166 quantité de visualisations peut nuire à leur visibilité et lisibilité (Touya et al., 2016).

167 Les spécifications qui doivent guider la conception et la réalisation de notre environnement de visualisation sont les suivantes :
168 — Proposer des visualisations et des modalités d'interaction permettant de favoriser l'exploration spatio-temporelle et les
169 changements d'échelles spatiales et temporelles.
170 — Offrir à l'analyste la possibilité d'adapter l'affichage des visualisations aux besoins de son analyse en fonction de ses
171 questionnements. Il s'agit donc de permettre à l'utilisateur de composer « à façon » son environnement visuel en
172 choisissant les indicateurs et leurs visualisations associées, les unités spatiales et les périodes temporelles qu'il souhaite
173 analyser et les comparer en fonction des points de vue qu'il souhaite rendre prioritaires.
174 — Proposer de nouveaux dispositifs d'interaction permettant d'augmenter le pouvoir d'analyse, c'est à dire interagir avec
175 les représentations visuelles tout en minimisant la surcharge informationnelle.

176 Nous proposons de développer une approche basée sur l'analyse visuelle de données quantitatives associant à la fois l'ex-
177 ploration visuelle interactive et les tableaux bords analytiques. Cette approche repose sur le principe de la co-visualisation au
178 sein d'une interface commune, de représentations graphiques dynamiques, interactives et inter-connectées. Chaque graphique
179 représente un indicateur synthétique issu des traitements statistiques appliqués aux jeux de données. L'utilisateur interroge et
180 visualise les indicateurs aux moyens des représentations graphiques en fonction de ses questionnements.

181 3 Principes et proposition

182 Appliqués à la gestion de données urbaines, les tableaux de bords constituent des outils très puissants pour surveiller un
183 système urbain car ils fournissent très rapidement et efficacement des informations sur des aspects complémentaires (Kitchin
184 et al., 2015). Dans le domaine de l’analyse visuelle, les tableaux de bords analytiques sont largement utilisés puisque ils offrent
185 la possibilité à l’utilisateur d’explorer, de comparer, de mettre en relation des indicateurs selon différentes combinaisons, au gré
186 de son analyse pour en extraire des patterns et des tendances (Rivard and Cogswell, 2004). Pour cela, ils intègrent les techniques
187 d’interaction reconnues pour favoriser l’analyse visuelle telles que :

- 188 — Le mantra de recherche visuelle proposé par Shneiderman (1996) : «voir l’ensemble, zoomer et filtrer, puis détailler sur
189 demande» (*overview, zoom and filter, then details-on-demand*).
- 190 — les principes de *brushing* et de *linking* : lorsque plusieurs vues concernant le même jeu de données, un changement dans
191 l’une des vues produit par l’interaction de l’utilisateur (sélection, filtre, etc) est automatiquement reproduit dans les
192 autres vues (Keim, 2002).
- 193 — La transformation des vues sous l’effet de l’interaction avec l’utilisateur. Les transformations de vue, notamment celles
194 décrites par Card (1999) dans le domaine de l’*InfoVis*, permettent de modifier la structure visuelle et d’accéder à plus
195 d’informations sur les données qu’une visualisation figée.

196 Une approche basée sur des vues synchronisées et multiples (CMV – coordinated and multiple views) est essentielle pour
197 donner à l’utilisateur la flexibilité et le pouvoir nécessaires pour bien explorer les différentes perspectives sur les données.
198 Néanmoins, la combinaison des dimensions attributaires des données avec l’espace et le temps peut augmenter considérablement
199 la complexité de la représentation et de l’analyse (Andrienko and Andrienko, 2007). De ce fait, Baldonado et al. (2000) présentent
200 un ensemble de lignes directrices pour la conception des CMVs tout en évitant la charge cognitive possiblement ajoutée par le
201 changement continu de contexte, ainsi que l’augmentation des exigences du système.

202 La solution naturelle consiste à augmenter l’espace physique de visualisation. Monroe and Dugan (2015) proposent la
203 dispersion des vues sur plusieurs écrans et dispositifs. De façon similaire, Langner et al. (2018) proposent un cadre visuel
204 qui permet à l’utilisateur de ranger leur espace de visualisation en utilisant de manière concomitante des dispositifs mobiles
205 sur lesquels s’affiche un composant visuel. Spindler et al. (2010) augmentent la visualisation en affichant des représentations
206 supplémentaires à l’aide des « vues tangibles » . Dans ce contexte, le potentiel des dispositifs mobiles est donc exploité pour
207 interagir avec les espaces de visualisations des données (Pahud et al., 2018; Besançon et al., 2017). De plus, ces dispositifs
208 mobiles peuvent être utilisés comme interfaces tangibles qui permettent à l’utilisateur d’interagir avec un système numérique
209 au moyen d’objets physiques (Lepreux et al., 2016). Büschel et al. (2016) constatent que les utilisateurs jugent les interfaces
210 tangibles plus efficaces, plus confortables et préférables à la saisie tactile, par exemple. Kister et al. (2017) montrent qu’un
211 dispositif mobile peut servir aussi bien d’espace de visualisation supplémentaire que de dispositif de pointeur pour interagir avec
212 des murs d’écrans, où l’interaction peut se faire en étant proche du dispositif mural ou éloigné. Même si leur utilisation étendue
213 peut être fatigante, Spindler et al. (2010) démontrent que l’emploi des techniques telles que *clutching* (qui consiste à attraper
214 un objet en serrant la main très fortement) et *freezing* (qui consiste à figer l’interaction pendant une courte période de temps)
215 peut réduire la gêne physique en permettant à l’utilisateur de poser le dispositif de temps en temps.

216 Partant de ces principes, nous basons la conception de notre environnement de visualisation sur une approche multivues à
217 la fois dispersée sur plusieurs écrans et intégrée dans des tableaux de bords modulables en fonction des objectifs et des besoins
218 de l’utilisateur. En parallèle, nous proposons de déporter les processus d’interactions entre l’utilisateur et les représentations
219 graphiques, effectués normalement avec la souris, sur une tablette tactile. Ces principes permettent (1) de bénéficier d’un plus
220 large espace d’affichage et donc de diminuer les problèmes de surcharge et de désorganisation de l’information et (2) de renforcer

221 les capacités interactives de l'application et donc d'accroître le pouvoir exploratoire de l'environnement. Enfin, pour aider à
222 l'exploration simultanée des dimensions spatiales et temporelles, nous proposons une technique d'animation tangible basée sur
223 le mouvement de la tablette manipulée par l'utilisateur. Les angles d'inclinaison de la tablette correspondent aux périodes
224 temporelles et l'animation cartographique associée est contrôlée via le mouvement effectué par l'utilisateur. Cette proposition a
225 été présentée et discutée dans (Menin et al., 2018).

226 4 L'environnement eSTIME

227 4.1 *Les données mobilisées*

228 L'environnement eSTIME est conçu de manière générique pour accueillir différentes sources de données de mobilité. Pour
229 l'heure nous avons implémenté les données des enquêtes ménages déplacements (EMD) réalisées auprès d'un échantillon repré-
230 sentatif de la population de trois régions métropolitaines en France : l'édition de 2010 de Grenoble où 16 641 individus résidents
231 de 354 communes ont été interrogés (CEREMA, 2010) ; l'édition de 2015 de Lyon où 28 230 individus résidents de 569 communes
232 ont été interrogés (CEREMA, 2015) ; l'édition 2018 de Rennes, où environ 11 000 individus résidents de 392 communes ont
233 été interrogés (CEREMA, 2017). Cette enquête permet de connaître la mobilité, restreinte aux jours ouvrables, des individus
234 (de 5 ans et plus) qui appartiennent à un ménage résidant dans les communes de la zone d'étude. Les données décrivent les
235 caractéristiques des ménages (localisation, logement, motorisation, etc) et des personnes (âge, sexe, profession, etc) ainsi que
236 l'ensemble des déplacements réalisés la veille du jour d'enquête pour toutes les personnes du ménage (de plus de 5 ans).

237 L'espace du territoire des enquêtes est divisé en secteurs de tirage, où un nombre x (identique pour chaque secteur) de
238 ménages a été enquêté. Des coefficients de redressement, basés sur la commune de résidence, la taille et la motorisation des
239 ménages, sont ensuite appliqués à l'échantillon pour représenter la population mère, à savoir l'ensemble des habitants de la
240 région enquêtée. Les secteurs de tirage correspondent à l'unité statistiquement représentative minimale pour la diffusion des
241 résultats et leur superficie varie selon la densité de la population. Par ailleurs, un découpage de zones fines (environ 500 zones
242 pour Grenoble et Rennes et 1000 zones pour Lyon) est proposé aux personnes lors de l'enquête pour décrire précisément la
243 localisation de départ et d'arrivée de chacun de leur déplacement. Pour permettre une exploration des indicateurs de mobilité à
244 plusieurs niveaux géographiques, des découpages supplémentaires, basés sur l'agrégation des secteurs de tirages, sont proposés.
245 Ainsi, sont disponibles un zonage d'une trentaine de secteurs et un zonage d'une dizaine de secteurs dont les délimitations
246 recourent en partie certains zonages administratifs à l'échelle départementale et intercommunale (voire des arrondissements
247 intra-urbains pour Lyon).

248 4.2 *Les indicateurs*

249 Comme énoncé auparavant, l'environnement eSTIME permet aux utilisateurs de s'intéresser à plusieurs questionnements liés
250 au phénomène de mobilité. eSTIME offre ainsi la possibilité d'explorer les données de mobilité (EMD) par le prisme de trois
251 points de vues qui mettent en exergue les objets d'intérêt suivants : les flux de déplacements, l'évolution des présences dans les
252 zones du territoire au cours de la journée et les trajectoires quotidiennes individuelles (voir Tableau 1). Tout d'abord, la structure
253 originale des EMD en tables de déplacements et trajets a été adaptée pour opérer des analyses éclairant le point de vue sur
254 chacun des objets d'intérêt sous la forme d'une matrice de flux Origine/Destination, d'une table des présences et enfin d'une table
255 des séquences d'activités (le déplacement étant aussi considérée comme une activité). Ensuite, des indicateurs sont pré-calculés
256 et proposés à différents niveaux d'agréations spatiales (correspondants aux différentes sectorisations proposées dans l'enquête)
257 et temporelles (par créneau d'une heure ou agrégé sur 24 heures), et selon trois catégories d'attributs : les activités appelées

258 «motifs» dans l'EMD (7 modalités : domicile, travail, études, courses, loisirs, démarches personnelles et accompagnement), les
259 modes de transport (4 modalités : automobile, vélo, marche à pied et transport en commun) et enfin les profils sociaux des
260 individus.

261 Les indicateurs de flux de déplacements sont calculés en agréant l'ensemble des déplacements réalisés entre chaque couple
262 origine et destination appliqué à trois niveaux (secteurs tirage, zonage en 30 secteurs et 10 secteurs). Ils sont calculés pour
263 chaque tranche horaire de la journée et pour l'ensemble de la période de 24 heures. Les flux peuvent être filtrés selon l'activité
264 (motif) qui les motive et selon le mode de transport.

265 L'évolution de la présence des individus dans les zones du territoire au cours de la journée est appréhendée par le recensement
266 du nombre de personnes dans chaque secteur sur les 24 tranches horaires. Les indicateurs proposés sont calculés de la manière
267 suivante :

- 268 — la présence des individus dans un secteur donné par heure et par activité est définie par l'effectif des individus distincts
269 qui ont visité ce secteur chaque heure pour effectuer chaque activité. L'indicateur est également proposé de façon globale,
270 c'est-à-dire l'effectif des individus qui ont visité le secteur pour chaque tranche horaire indépendamment de l'activité
271 réalisée.
- 272 — la densité de présence d'un secteur donné par créneau temporel est définie comme le rapport du nombre d'individus
273 distincts ayant visité le secteur à chaque heure et la surface du secteur en kilomètres carrés.
- 274 — la variation relative de la population d'un secteur donné par heure est définie comme le rapport du nombre d'individus
275 distincts ayant visité le secteur à chaque heure et le nombre de résidents du secteur. Cet indicateur permet d'identifier
276 l'évolution de pertes et gains relatifs de population d'un secteur pour les 24 heures de la journée.
- 277 — l'attractivité d'un secteur donné sur 24 heures est défini comme le rapport entre le nombre d'individus distincts ayant
278 visité le secteur et le nombre de résidents du secteur, pondéré par la valeur globale de ce même rapport pour l'ensemble
279 de l'enquête. Un rapport supérieur à 1 signifie que la densité moyenne de la population présente du secteur est plus
280 importante que la densité de la population résidente, un rapport inférieur à 1 montre l'inverse (André-Poyaud et al.,
281 2008).
- 282 — le taux de mobilité d'un secteur donné par heure est défini comme le rapport du nombre d'individus distincts en
283 déplacement vers ou à l'intérieur du secteur à chaque heure et l'effectif total sur 24 heures des individus se déplaçant
284 vers ou dans ce secteur. L'indicateur est étendu pour représenter aussi la distribution des déplacements par motif et
285 mode de transport. Pour un créneau temporel, ce dernier est défini comme le rapport entre le nombre d'individus
286 en déplacement par motif / mode de transport et le nombre global d'individus en déplacement vers ou à l'intérieur du
287 secteur. Cet indicateur peut aussi être calculé en se basant sur le nombre de déplacements (au lieu du nombre d'individus
288 en déplacement).

289 Les trajectoires quotidiennes individuelles sont définies comme la séquence des activités réalisées par un individu, ordonnées
290 dans le temps (de 0h00 à 24h00 par période discrète d'une heure) et localisées dans l'espace (ici nous utilisons la sectorisation
291 fine des zones origines-destinations). Afin de donner à voir les principales tendances (patterns) de l'organisation temporelle des
292 programmes d'activités, nous proposons le résultat d'une analyse de similarités de séquences basées sur la notion de *Dynamic*
293 *Hamming Distance (DHD)*. La valeur DHD entre deux séquences x et y est définie par le nombre minimum de substitutions
294 nécessaires pour transformer x dans y . Cette méthode utilise seulement des opérations de substitution avec des coûts variables
295 sur le temps dérivés à partir d'une série de matrices de transitions pour déterminer la (dis)similarité des séquences de même
296 longueur (Lesnard, 2010). Cette mesure tient compte du type d'activité, de l'horaire et de la durée des activités. Elle ne tient
297 pas compte de la localisation des activités. Une typologie en six classes de trajectoires est proposée, les individus appartenant à
298 chacune des classes pouvant être décrits par leur profil socio-démographique. La dimension spatiale des programmes d'activités

299 pourra être appréhendée grâce aux visualisations proposées des trajectoires dans un cube spatio-temporel.

300 4.3 Les visualisations

301 L’environnement eSTIME intègre un ensemble de visualisations classiques et innovantes qui permettent de représenter et
302 explorer les indicateurs présentés ci-dessus aux différents niveaux spatiaux et temporels et en fonction des différents attributs
303 (voir Tableau 1).

304 — **Le diagramme de flux** permet de visualiser les indicateurs de flux. Certes les cartes de flux sont une technique
305 largement utilisée pour visualiser les déplacements des individus, mais elles présentent des contraintes qui affectent leur
306 lisibilité (Bahoken, 2016). Nous représentons donc les flux entre les secteurs au moyen d’un diagramme de cordes (voir
307 Figure 4c-d), de manière similaire à ce qui est fait par Shi et al. (2018). Les arcs représentent les secteurs géographiques
308 qui sont reliés entre eux par des rubans dont l’épaisseur décrit le volume d’échanges de flux entre deux secteurs. Cette
309 visualisation peut être générée de façon globale pour l’ensemble des flux, ou de façon plus spécifique pour les flux selon
310 leurs motifs ou modes de transport. Dans ce cas, la couleur des rubans et des arcs définit le motif de déplacement ou le
311 mode de transport. Une opération de filtrage peut être réalisée de façon interactive pour afficher seulement les rubans
312 reliés à l’arc d’un secteur choisi, ainsi que des détails sur les flux (entrants ou sortants) reliés à ce secteur.

313 — **Les cartes choroplèthes** (voir Figure 4a) ou de symboles proportionnels qui s’appuient sur les règles de sémiologie
314 cartographique classique (Bertin, 1973) (voir Figure 4b) servent à visualiser les indicateurs de présence des individus,
315 la densité de présence, l’indice d’attractivité et la variation de la population des secteurs.

316 — **Le chronogramme** sert à visualiser les indicateurs de présence et de taux de mobilité. En effet, il représente la distribu-
317 tion des individus en fonction des catégories d’activités réalisées au cours de la journée (voir Figure 5 – centre). Il montre
318 ainsi la fréquence des différentes activités réalisées par l’ensemble de la population d’un secteur donné (ou d’un ensemble
319 de secteur) à chaque heure. Il peut aussi montrer la distribution des activités de l’ensemble des individus appartenant
320 aux différentes classes issues de la typologie des programmes d’activités. Le chronogramme est aussi disponible pour
321 visualiser la distribution des personnes mobiles en fonction du mode de transport utilisé. Le chronogramme se présente
322 sous la forme d’un graphique à bandes empilées, pour lequel l’axe des abscisses représente le temps et l’axe des ordonnées
323 représente la proportion de personnes par activité (Pistre et al., 2015).

324 — **La roue de mobilité** se présente sous la forme d’un diagramme circulaire qui simule une horloge de 24 heures (voir
325 Figure 4d). Sa conception a été inspirée par les roues temporelles (ou *timewheels*), souvent utilisées pour visualiser des
326 séries temporelles cycliques (Zhao et al., 2008). Elle comporte deux anneaux formés par 24 rectangles représentant des
327 périodes d’une heure. Le cercle extérieur de la roue affiche, pour chaque heure, l’indicateur du taux de mobilité et le
328 cercle intérieur affiche le même indicateur par activité (à destination) ou modes de transport. Enfin, le *pie chart* central
329 présente cette même distribution sur 24 heures ou par heure.

330 — **Les actogrammes** montrent l’ordre temporel des activités d’une personne au cours d’une journée (Chardonnel et al.,
331 2010; Vrotsou et al., 2010). Chaque individu de l’enquête est représenté par une ligne et chaque ligne est composée de
332 segments de couleurs différentes (voir Figure 5 – en haut). La couleur correspond à l’activité réalisée. L’abscisse repré-
333 sentant le déroulement temporel des trajectoires montre le moment et la durée de chaque activité. La superposition des
334 individus en ligne, autrement appelée tapis, permet de comparer visuellement les séquences entre elles. Cette visualisa-
335 tion en tapis est proposée à l’utilisateur pour représenter les séquences regroupées dans les classes de la typologie issue
336 de l’analyse de similarités de séquences.

337 — **Un cube spatio-temporel (STC)** a été développé spécifiquement pour eSTIME afin de projeter les trajectoires quo-
338 tidienne individuelles dans le contexte géographique du territoire étudié. Il permet d’explorer simultanément les formes

339 et l'étendue des trajectoires individuelles dans l'espace et dans le temps. Nous intégrons dans le cube la possibilité de
 340 caractériser les trajectoires au moyen de la couleur pour visualiser les activités et les modes de transport qui les com-
 341 posent (voir Figure 5 – en bas). L'utilisateur peut explorer un ensemble de trajectoires dans le cube en les sélectionnant
 342 en fonction des caractéristiques socio-démographiques des individus. Le cube permet en outre d'explorer la dimension
 343 spatiale des typologies des programmes d'activités en affichant les trajectoires spatio-temporelles de chaque classe.

344 4.4 L'exploration interactive

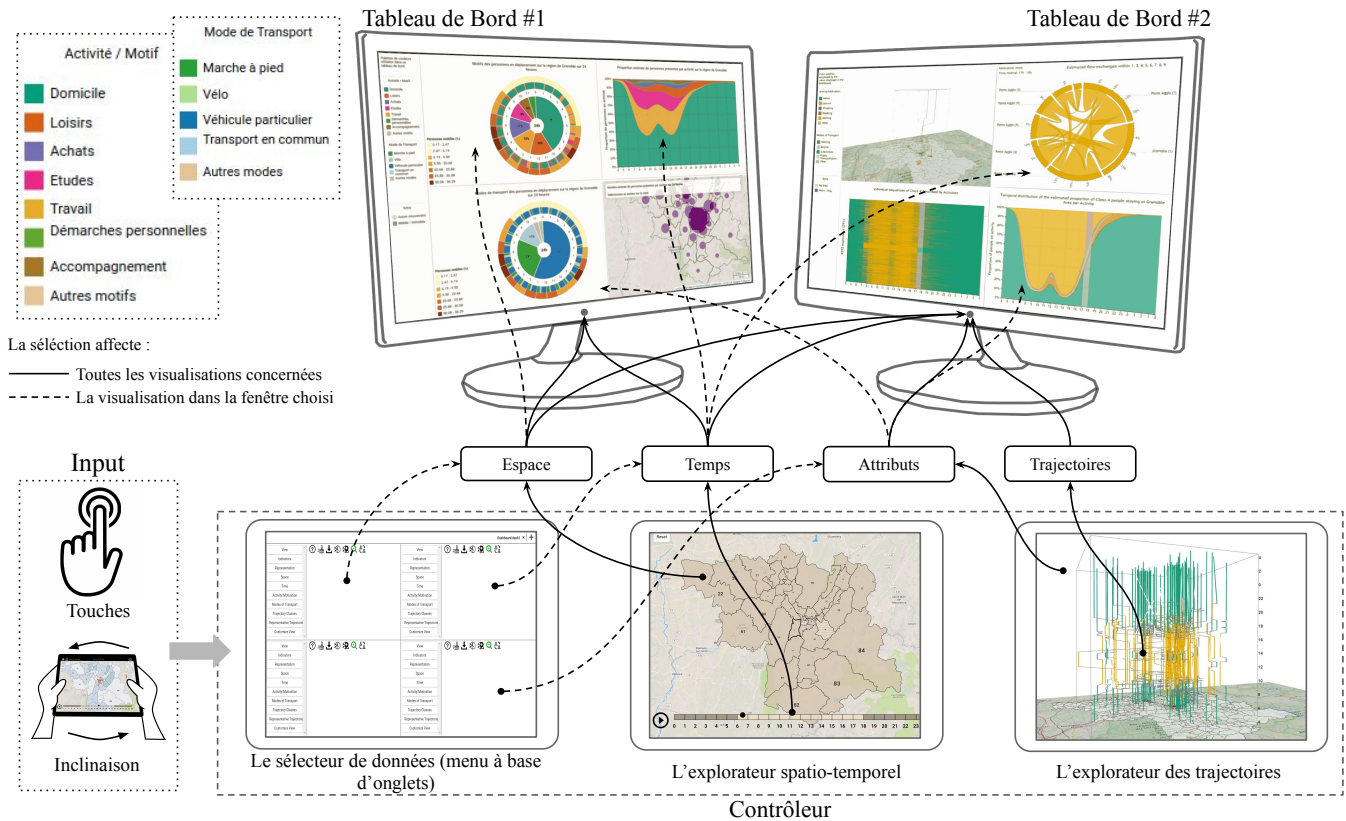


FIGURE (2) L'ensemble des interactions proposées dans eSTIME. L'interface se compose de trois espaces interactifs. Le sélecteur de données pour construire des indicateurs à différentes granularités spatio-temporelles et selon les attributs choisis. L'explorateur spatio-temporel pour explorer les indicateurs à partir de la dimension temporelle à l'aide de la ligne du temps, et spatiale à l'aide de la carte. L'explorateur de trajectoires pour visualiser les trajectoires individuelles dans le temps et l'espace. Le contrôleur, disponible sur une tablette tactile, sert d'une part de support à la visualisation de certains indicateurs, notamment ceux visualisés sous forme de cartes, et d'autre part à l'interaction avec les tableaux de bord.

345 L'environnement eSTIME est basé sur l'utilisation d'au moins deux écrans : le premier s'affiche sur une tablette et contient
 346 l'interface interactive (appelée le Contrôleur) qui intègre les fonctionnalités classiques de navigation et d'exploration des données.
 347 Le second écran prend la forme d'un tableau de bord, composé de quatre fenêtres, initialement vierges, sur lequel l'utilisateur
 348 affiche les indicateurs de son choix, personnalisant ainsi son espace de visualisation en fonction de ses besoins d'analyse. L'uti-
 349 lisateur peut avoir plusieurs tableaux de bord (et donc plusieurs écrans) connectés au contrôleur. Ces écrans sont connectés au
 350 moyen d'un serveur basée sur la technologie WebSocket et l'interaction est gérée par une relation *one-to-many* du contrôleur
 351 vers ses tableaux de bord associés. L'interface du contrôleur est divisé en trois espaces interactifs (voir Figure 2) :

- 352 — Le sélecteur de données est proposé sous deux formats :
 - 353 — un menu à base d'onglets qui sert à connecter, déconnecter et contrôler les visualisations sur les tableaux de bord.
 - 354 Chaque onglet reproduit la disposition des fenêtres de chaque tableau de bord, ce qui permet à l'utilisateur de
 - 355 contrôler chaque fenêtre indépendamment via des boutons de sélection et un sous-menu de construction d'indicateurs.

- une barre de navigation qui sert à contrôler directement les indicateurs visualisés sur la carte et le cube spatio-temporel affichés sur la tablette.
- L'explorateur spatio-temporel est supporté par le dispositif mobile pour permettre à l'utilisateur de construire les indicateurs en sélectionnant les secteurs géographiques sur une carte tactile (disponible aux différents niveaux de sectorisation) et les tranches horaires sur une ligne temporelle soit de manière tactile, soit en utilisant la technique d'interaction tangible. La sélection du temps et de l'espace est gérée de façon indépendante, afin de permettre la comparaison de plusieurs visualisations basées sur des indicateurs portant sur différents secteurs et/ou différents créneaux temporels. L'utilisateur peut aussi figer le temps sur une ou plusieurs visualisations, tout en préservant l'animation temporelle sur les restantes.
- L'explorateur des trajectoires aussi disponible sur la tablette représente les trajectoires quotidiennes des individus sur le cube spatio-temporel. L'interaction fournie par l'entrée tactile permet la sélection des trajectoires, mettant en valeur les zones fines par lesquelles l'individu est passé au cours de la journée. Cette visualisation est synchronisée avec les actogrammes pour favoriser l'analyse complémentaire des formes et étendues des trajectoires dans l'espace-temps avec la structuration temporelle des programmes d'activités.

Les visualisations peuvent être exportées en format *png* et des informations sémantiques sur chaque indicateur sont proposées pour chaque visualisation. Enfin, il est possible de garder un historique des opérations les plus pertinentes effectuées par l'utilisateur lors de son analyse : l'ouverture et la fermeture des visualisations, le changement des sélections spatiales et temporelles pour la construction des indicateurs, le figement des indicateurs sur certains secteurs et/ou tranches horaires, et les opérations d'annulation et rétablissement d'une visualisation particulière ou de la composition globale de l'environnement (organisation des vues du tableau de bord).

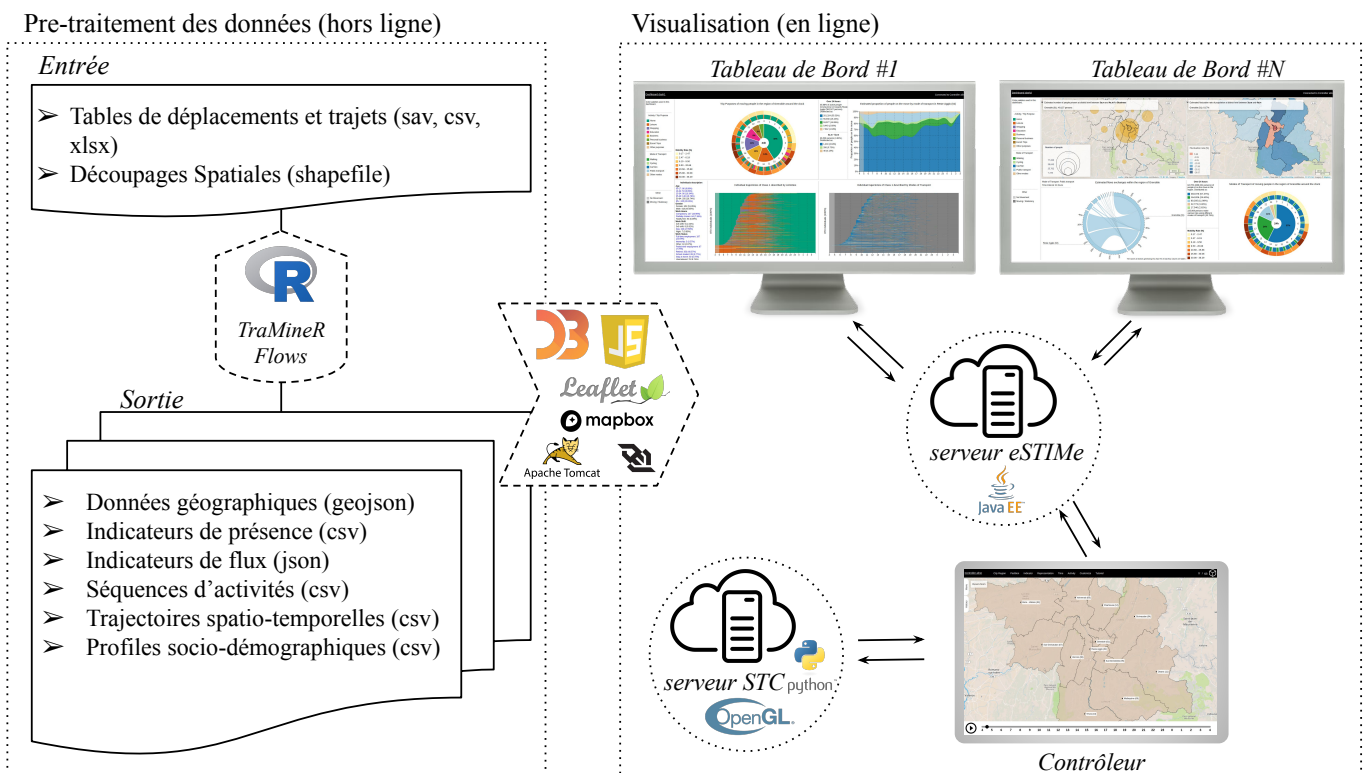


FIGURE (3) Architecture fonctionnelle de l'environnement eSTIME. Le pré-traitement des données pour la dérivation des indicateurs de mobilité est réalisé à travers des scripts R. Les données sont stockées localement et téléchargées dans l'application développée sur la base des technologies Web.

L'architecture d'eSTIME (voir Figure 3) est basée sur les technologies Web. Le côté serveur s'appuie sur la technologie WebSocket et est structuré en deux modules : le premier développé en Java gère la communication entre les multiples écrans ; le second développé en Python, utilise la bibliothèque OpenGL pour générer le graphique 3D du cube spatio-temporel. Le côté client

est développé en Javascript et utilise les bibliothèques D3 (Data-Driven Documents) et Leaflet pour générer, respectivement, les graphiques et les représentations cartographiques en 2D. Les données sont stockées localement sous la forme de fichiers *geojson* pour les informations spatiales, *json* pour les données de flux, et *csv* pour les autres. Les données sont pré-traitées par des scripts R qui utilisent, parmi d'autres, les packages *Flows* et *TraMineR*. Ce dernier sert à créer la typologie de séquences grâce à l'algorithme *Dynamic Hamming Distance*.

5 Études de cas

Afin d'illustrer comment l'outil eSTIME peut être mobilisé par des experts, nous proposons ici le récit d'une exploration visuelle des données guidée par deux objectifs thématiques :

- illustrer par la réalité des déplacements des populations, les relations entre espaces centraux et espaces périphériques au sein d'un territoire métropolitain.
- rendre compte de la vie quotidienne des habitants dans ces territoires par l'analyse de leur programme d'activités.

Partant de là, nous proposons d'illustrer par un premier exemple comment la visualisation des flux de déplacements combinée à des cartographies d'évolution des présences peut aider à décrire la dynamique des liens qui se tissent entre les différents secteurs centraux et périphériques d'une région métropolitaine particulière, celle de Grenoble. En complément de cette analyse invitant à décrire la structure du territoire par les flux et la présence des populations, nous nous appuyons sur les visualisations des trajectoires individuelles issues des jeux de données de Grenoble et Lyon pour identifier des tendances générales et particulières dans les programmes d'activités quotidiens.

5.1 Les dynamiques métropolitaines explorées à partir de l'évolution des présences de la population et des flux de déplacements

Dans le texte qui suit, nous appelons «Région», l'ensemble des communes du périmètre de l'enquête correspondant à la grande région métropolitaine grenobloise et «Métropole (Grenoble-Alpes)», le regroupement de 49 communes agglomérées autour de Grenoble au coeur de la région.

Commençons par observer la carte de l'indice d'attractivité appliqué au territoire découpé en 39 secteurs (voir Figure 4a). Globalement, l'indicateur révèle la capacité des deux plus grandes communautés de communes du territoire, Voiron et Grenoble, à attirer sur 24 heures une population deux fois plus grande que celle de ses résidents. De plus, trois secteurs très attractifs se distinguent dans le périmètre de la métropole de Grenoble : le centre de la métropole, la commune de Meylan et son voisinage, et enfin le campus universitaire qui attire en moyenne 250% plus de personnes que sa population de résidents entre 8h et 16h.

Afin de mieux décrire les relations entre les secteurs périphériques et la métropole de Grenoble, nous continuons l'analyse en choisissant un découpage du territoire en 12 secteurs. La métropole est représentée au coeur de la carte et découpée en deux secteurs : la ville de Grenoble et Reste Agglo (agrégation des communes de la métropole hors ville de Grenoble). L'indicateur de variation de la population révèle, sans surprise, le phénomène de polarisation de la métropole, qui attire jusqu'à 11% de personnes de plus que sa population de résidents au cours de la journée. En contrepoint, la carte révèle les autres secteurs de la région qui perdent de la population au cours de la journée. Par exemple, nous observons que les secteurs du *Sud Grésivaudan* (*SGres*) et *Sud Grenoblois* (*SGren*), accueillent en moyenne sur 24 heures 8% et 39% plus de population que leurs résidents, mais pourtant perdent respectivement à certaines heures de la journée jusqu'à 13% et 24% de leur population résidente. La Figure 4b présente cette variation sur trois tranches horaires. Les deux secteurs choisis correspondent à deux types de situation périphérique : *SGren* regroupent des communes périurbaines relativement intégrées à la métropole notamment par le réseau de transport en commun alors que les communes de *SGres* se situent dans des territoires encore ruraux sous certains aspects

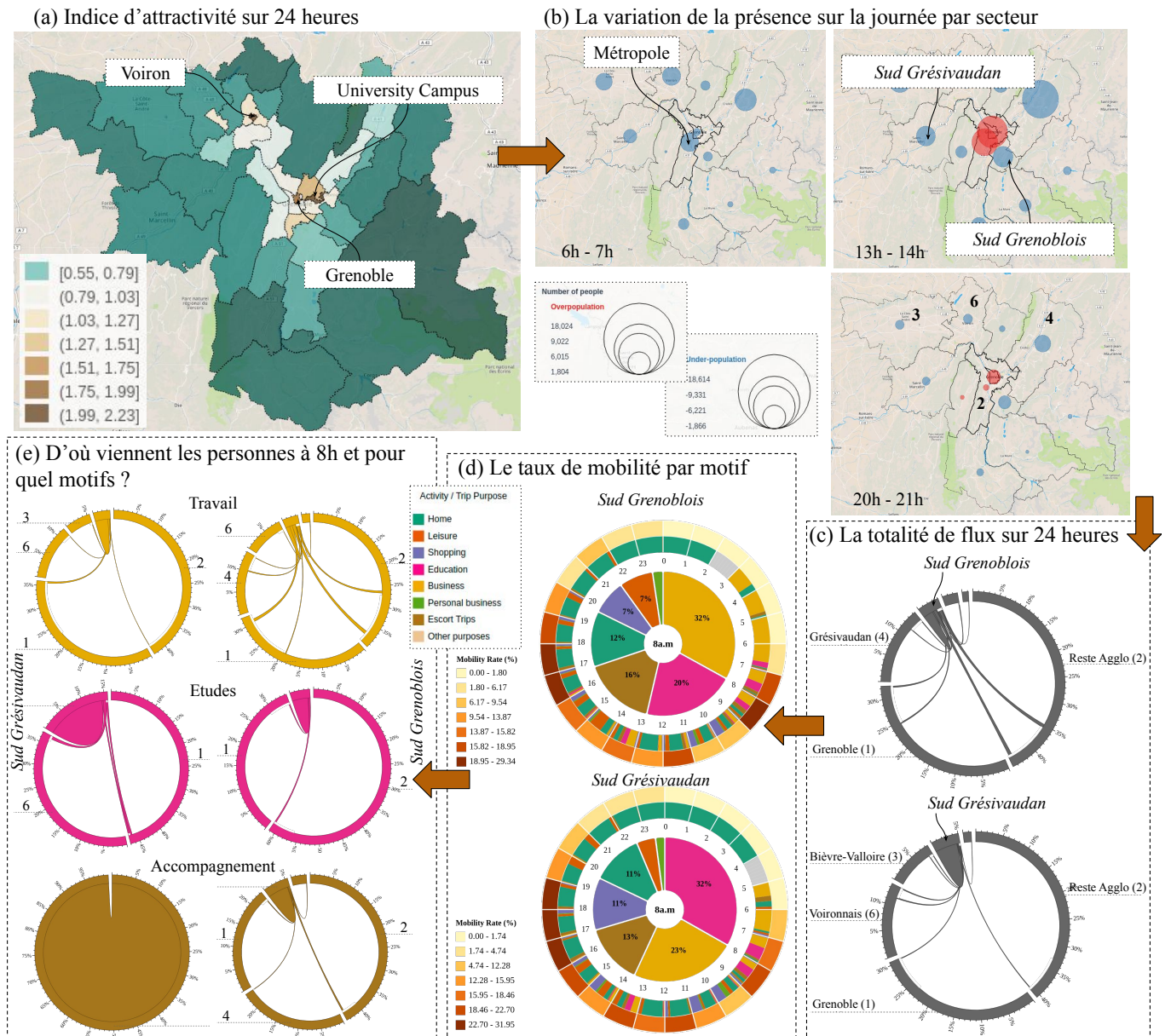


FIGURE (4) Le flux de l'analyse réalisé pour identifier les évolutions de la population présente et les patterns de mobilité de la grande région métropolitaine de Grenoble (voir sous-section 5.1). Les cartes ont été créées avec Leaflet (Agafonkin, 2010) et les données proviennent de l'EMD de Grenoble (CEREMA, 2010).

416 mais en voie de périurbanisation (Chardonnel et al., 2017). La suite de l'analyse vise à décrire les formes de liens que ces deux
 417 secteurs entretiennent avec la métropole.

418 Les diagrammes de cordes représentant la part des flux des deux secteurs sur l'ensemble des flux de la région agrégés sur
 419 24 heures (Figure 4c) montrent l'absence de flux entre eux. Globalement, les deux secteurs contribuent assez peu au total des
 420 flux de la Région : 5% – 140 000 déplacements de l'ensemble des flux sont en lien avec *SGres*, et 4% – 108 000 déplacements
 421 avec *SGren*. Les flux concernant *SGres* sont surtout internes au secteur (86%), les échanges vers l'extérieur se faisant surtout
 422 en direction des secteurs voisins. En comparaison, 48.5% des flux concernant *SGren* sont internes au secteur et environ 43%
 423 des échanges vers l'extérieur vont vers la métropole. Ce pattern est observé aux différentes heures de la journée, et illustre
 424 une forte dépendance des communes périurbaines de *SGren* avec la métropole, alors que les communes de *SGres* semblent plus
 425 autonomes.

426 Après avoir décrit la forme et l'intensité des liens entre les secteurs, nous proposons d'utiliser la roue de la mobilité pour
 427 comprendre quelles activités motivent les personnes à se déplacer au sein et entre les secteurs étudiés. La distribution des motifs
 428 de déplacements est très similaire pour les deux secteurs (voir Figure 4d), correspondant d'ailleurs à la distribution moyenne

des motifs observée pour l'ensemble de la région. Les déplacements sont surtout réalisés (dans l'ordre) pour aller au travail ou étudier, pour accompagner quelqu'un, rentrer au domicile, faire des achats et des loisirs. Globalement, dans les deux secteurs la période de pointe des déplacements est le matin, entre 8h et 9h, en milieu de journée entre 11h et 12h, et l'après-midi entre 16h et 18h, jusqu'à 19h00 pour *SGres*. En nous intéressant plus particulièrement aux déplacements du matin, nous proposons d'explorer des visualisations en diagrammes de cordes à ces horaires et pour les motifs majoritaires de la période, c'est à dire le travail et les études. Nous observons que *SGren* attire les individus surtout pour le travail et *SGres* pour les études. Considérant ces deux activités, les déplacements sont surtout internes aux secteurs, sauf les déplacements pour le travail vers *SGren* qui concernent 29% d'individus résidents et 19% venant de la métropole.

5.2 Les trajectoires individuelles quotidiennes de la population de Grenoble et Lyon

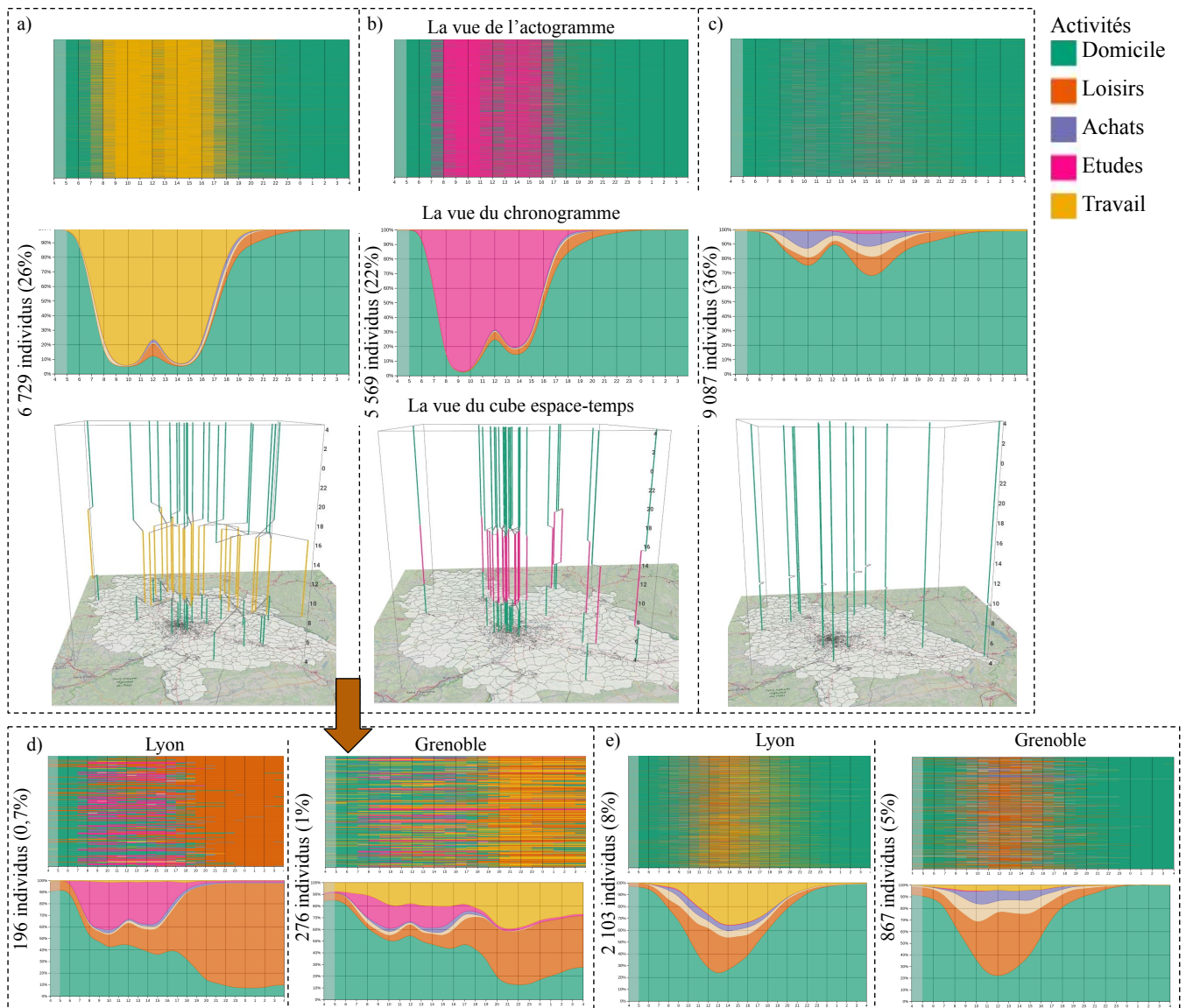


FIGURE (5) Le flux de l'analyse réalisée dans la sous-section 5.2. La typologie des programmes d'activités résultant de l'analyse de similarité de séquences basée sur la méthode *Dynamic Hamming Distance*. Trois classes principales sont identifiées : (a) les personnes travaillant toute la journée, (b) les personnes étudiant et (c) les personnes qui sont à leur domicile la plus part de la journée. Nous comparons ensuite deux autres classes (issues respectivement des typologies de Lyon et Grenoble) offrant des patterns d'activités «atypiques» (à droite).

Pour cette analyse nous avons considéré les trajectoires quotidiennes de 14 821 individus dans la région de Grenoble et 25 202 individus dans la région de Lyon. Notre objectif est d'une part de comparer les différentes classes de la typologie des programmes d'activités selon leurs caractéristiques socio-démographiques, et d'autre part d'identifier les différences et similarités

441 des patterns des trajectoires individuelles dans les deux régions.

442 Globalement, pour les deux régions, la typologie regroupe la majorité des individus au sein de trois classes : les personnes
443 travaillant toute la journée, les individus étudiants et les personnes qui sont à leur domicile la plus part de la journée. La
444 première classe représente respectivement 26% et 29% des individus de l'enquête de Lyon et Grenoble. En utilisant l'actogramme
445 visualisant les chroniques d'activités des individus de cette classe (voir Figure 5a), nous observons que ces personnes sont
446 généralement sur leur lieu de travail entre 8h et 18h, dont les horaires d'arrivée variant entre 6h et 9h et ceux de départ entre
447 16h et 19h. Pendant la pause méridienne les personnes restent au travail ou rentrent à leur domicile, voire se déplacent pour des
448 activités de loisirs. Les informations de détails de cette classe indiquent que ces individus sont âgés de 25 à 64 ans, avec 43.6%
449 dans la tranche d'âge de 35 à 49 ans. La part des personnes occupées par des activités d'études/formation est aussi similaire
450 dans les deux régions (environ 21%). Obéissant à un emploi de temps très précis 79% des individus arrivent sur leur lieu de
451 formation (école, université) au plus tard à 8h30. Le chronogramme de la classe (voir Figure 5b) montre que 97% des personnes
452 étudient le matin, et 80% l'après-midi, alors que 17% de ceux étudiant le matin rentreront au domicile ou feront des activités
453 de loisirs le reste de la journée. La classe des personnes qui restent au domicile la plus part de la journée représente la majorité
454 des individus (36% dans les deux régions). Ces personnes sont majoritairement à la retraite, âgés de 65 ans ou plus, et leurs
455 déplacements sont surtout motivés pour des activités de le loisir et d'achats (voir Figure 5c).

456 La représentation des trajectoires quotidiennes de ces trois classes dans l'espace et le temps (voir Figure 5a-c) révèle différents
457 patterns de trajectoires. Nous observons que les trajectoires de la première classe convergent globalement vers des centres urbains
458 pendant la journée, révélant le rôle polarisant de ces espaces pour l'emploi. A contrario, les trajectoires de la seconde classe,
459 personnes en études et personnes au domicile ne s'éloignent pas du secteur du domicile. En effet, la majorité des individus
460 de cette classe sont des mineurs écoliers ou lycéens dont le lieu de formation est généralement localisé dans leur secteur de
461 résidence. Enfin, sans surprise, les trajectoires de la troisième classe sont remarquables par leur linéarité illustrant l'immobilité
462 de ces personnes passant la grande majorité de leur temps au domicile.

463 Outre des programmes d'activités et trajectoires spatio-temporelles rendant compte du quotidien d'une majorité des popu-
464 lations des deux enquêtes, les typologies de Grenoble et Lyon dévoilent deux autres patterns moins intuitifs. Le premier pattern
465 (voir Figure 5d) correspond à des activités hors du domicile qui commencent progressivement en début de matinée, mais qui se
466 poursuivent jusqu'au lendemain (sans retour au domicile dans la nuit). A Lyon, les activités diurnes de ce pattern sont celles
467 des études alors que la fin de la journée et la nuit sont consacrées à des activités de loisirs. A Grenoble, les activités diurnes
468 commencent plus tardivement dans la matinée et se répartissent entre le travail, les études et quelques autres activités, pour se
469 poursuivre en soirée et la nuit par du travail ou des loisirs. Les informations sur les profils socio-démographiques des individus
470 de ces patterns nous indiquent qu'à Lyon, la classe est composée surtout d'étudiants et de personnes retraitées, tandis qu'à
471 Grenoble, la plupart des individus sont employés à temps plein (53%) et 27% sont des étudiants. Le deuxième pattern (voir
472 Figure 5e) regroupe les individus dont la période d'activité la plus intense hors du domicile est entre 10h et 12h. A l'inverse
473 du scénario précédent, la plupart des lyonnais sont employés à temps plein ou partiel (environ 54%) et les activités du matin
474 se répartissent entre travail et loisirs, alors que la majorité des grenoblois sont à la retraite (41%) ou employés à temps plein
475 (24%) et leurs activités sont en majorité des loisirs, des achats et autres.

476 6 Discussion

477 Tout au long du développement d'eSTIME, des expériences ont été menées pour évaluer son ergonomie et son efficacité en
478 termes d'analyse. [Menin et al. \(2019\)](#) présente l'analyse quantitative et qualitative des expérimentations qui ont été menées
479 auprès de différents utilisateurs.

480 Globalement, notre approche a été jugée positivement car elle offre une diversité d’analyses visuelles des données de mobilité.
481 Nous permettons à l’utilisateur de naviguer d’un point de vue à l’autre au sein d’un même environnement. Il est apprécié que
482 l’on puisse faire varier la granularité spatiale à laquelle sont présentés les indicateurs, tout comme il est jugé intéressant de
483 pouvoir comparer les indicateurs aux différentes heures de la journée et en fonction de plusieurs attributs thématiques. Chaque
484 indicateur permet l’analyse des différents perspectives sur les données, en plus de permettre la comparaison des différents secteurs
485 (à différents niveaux), tranches horaires et attributs thématiques, comme les motifs de déplacement, les modes de transport, et
486 des caractéristiques socio-démographiques des individus.

487 Nos expérimentations ont montré qu’un temps d’entraînement est nécessaire pour la maîtrise de l’interface. Néanmoins,
488 nous avons constaté qu’une fois les interactions et la lecture des représentations maîtrisées, les participants (y compris des
489 non-experts) ont été capables de répondre aux questions analytiques simples (ex. : quels sont les secteurs qui attirent de la
490 population ?) et complexes (ex. : pour les secteurs les plus attractifs, d’où viennent les personnes sur les périodes de début de
491 journée, de la pause méridienne et de fin de journée ?).

492 Notre approche permet l’exploration des indicateurs sur le temps à travers trois techniques : (1) l’animation, au moyen
493 d’une interface basée sur le mouvement d’inclinaison d’une tablette, (2) la juxtaposition, en affichant côte-à-côte des indicateurs
494 pour des différents créneaux horaires au moyen de la technique de figement du temps et (3) le cube espace-temps qui permet la
495 visualisation des trajectoires quotidiennes dans le temps et l’espace simultanément. Nous avons montré que l’approche tangible
496 pour l’animation temporelle est aussi efficace que l’animation interactive classique. Les utilisateurs l’ont appréciée, surtout en
497 combinaison avec des opérations de sélection directe de créneaux temporels, et des actions de *pause* et *play* de l’animation au
498 moyen de l’entrée tactile. Par ailleurs, nous avons observé, lors des expérimentations, l’utilisation concomitante des fenêtres
499 du tableau de bord, soit pour visualiser différents indicateurs simultanément, soit pour comparer certains indicateurs construits
500 pour des différents secteurs ou tranches horaires.

501 Les utilisateurs ont souligné que l’utilisation de la tablette comme deuxième écran rendait la tâche plus facile. Dans la
502 mesure où il est possible de visualiser les indicateurs sur un écran et interagir sur un autre (en l’occurrence ici la tablette), les
503 utilisateurs ont fait valoir que ce dispositif contribuait positivement à l’analyse visuelle et qu’il pouvait éventuellement réduire
504 les efforts physiques requis pour manipuler la souris.

505 Néanmoins, une limite de notre approche tient à la nécessité d’être équipé de plusieurs écrans et surtout d’une tablette. Les
506 acteurs professionnels en charge des politiques publiques de mobilité qui ont participé à nos expérimentations nous ont alertés
507 sur le fait que les tablettes ne figurent aujourd’hui pas encore parmi les outils de travail courants, rendant donc l’intégration
508 de notre outil dans leur quotidien difficile. En revanche, ils ont souligné le grand intérêt de disposer d’un tel outil d’analyse
509 visuelle qu’ils peuvent manipuler par eux mêmes (sans l’intermédiaire d’un technicien cartographe par exemple) afin d’explorer
510 à l’envie les différents indicateurs dans tous les secteurs sur lesquels ils doivent intervenir au quotidien.

511 7 Conclusion

512 Cet article présente l’approche conceptuelle et fonctionnelle de l’outil eSTIME dédié à l’analyse de la mobilité quotidienne
513 grâce à l’exploration de données empiriques (résumées par des indicateurs) correspondant à trois objets d’intérêt : les flux de
514 déplacements, le territoire et sa population, et les trajectoires spatio-temporelles individuelles. La visualisation interactive des
515 données est proposée à travers un système multi-écrans qui intègre des tableaux de bords modulables pour donner à l’utilisateur
516 la flexibilité d’organiser ses espaces visuels de travail à façon en fonction de ses besoins d’analyse. Notre approche est l’une des
517 premières à offrir un environnement où sont intégrées des représentations permettant à la fois des analyses au niveau agrégé
518 (cartes, roue de la mobilité, diagramme de flux, chronogramme) et au niveau individuel (actogramme, cube spatio-temporel).

519 Si d'un côté nous avons prévu dans notre approche une multiplicité d'indicateurs de mobilité à différentes granularités spatiales
520 et temporelles, l'environnement de visualisation des utilisateurs est limité aux données/indicateurs pré-traités. Par conséquent,
521 l'utilisateur ne peut lui-même choisir d'autres découpages spatiaux et/ou créneaux temporels sur lesquels les données peuvent
522 être explorées. eSTIME peut être facilement appliqué sur d'autres jeux de données dans la mesure où leur format permet leur
523 structuration en matrices d'information de flux, de présence et de séquences. Même si les attributs thématiques pour décrire les
524 déplacements sont une information précieuse pour l'analyse des mobilités quotidiennes, eSTIME n'empêcherait pas l'exploration
525 d'un jeu de données sans attributs sémantiques (par exemples des traces GPS séquencées) avec des visualisations d'effectifs
526 globaux. Enfin, l'environnement peut gérer plusieurs affichages en offrant autant d'espace que nécessaire pour explorer les
527 données en détails. En outre, le système s'adapte à différentes configurations technologiques, comme par exemple le déport du
528 Contrôleur commande sur un écran conventionnel, en cas d'absence de tablette, en utilisant la souris et le clavier au lieu des
529 options tactiles. Ces modifications suppriment la possibilité d'animer le temps par l'inclinaison du dispositif, mais la comparaison
530 est toujours possible grâce à la juxtaposition des temps et à la sélection directe des unités de temps sur la ligne du temps.

531 8 Remerciements

532 Ces travaux ont bénéficié d'un financement doctoral de la Région Auvergne Rhône-Alpes. Nous remercions le consortium du
533 projet ANR MOBIKIDS (ANR-16-CE22-0009) pour le travail collaboratif réalisé sur la visualisation des données de l'Enquête
534 mobilité (EMC²) 2018 - Rennes / Île-et-Vilaine, CEREMA (prod.)

535 Références

- 536 Agafonkin, V. (2010). Leaflet : an open-source JavaScript library for mobile-friendly interactive maps. <https://leafletjs.com/index.html>. Consulté le 26 juin 2020.
- 538 André-Poyaud, I. I., Chardonnel, S., Charleux, L. L., and Tabaka, K. (2008). La mobilité au cœur des emplois du temps des
539 citadins. In Yves Chalas, F. P., editor, *La mobilité qui fait la ville, Débats*, pages 67–95. CERTU.
- 540 Andrienko, G. and Andrienko, N. (2007). Coordinated multiple views : a critical view. In *Fifth International Conference on
541 Coordinated and Multiple Views in Exploratory Visualization (CMV 2007)*, pages 72–74.
- 542 Armoogum, J., Guilloux, T., and Richer, C. (2015). *Mobilité en transitions : Connaître, comprendre et représenter. Rapports
543 de recherche et rapports techniques*. CEREMA.
- 544 Bahoken, F. (2016). *Contribution à la cartographie d'une matrice de flux*. PhD thesis, Université Paris Diderot (Paris 7).
- 545 Baldonado, M. Q. W., Woodruff, A., and Kuchinsky, A. (2000). Guidelines for using multiple views in information visualization.
546 In *Proceedings of the working conference on Advanced visual interfaces*, pages 110–119.
- 547 Banos, A. and Thevenin, T. (2005). Révéler les rythmes urbains quotidiens par la carte animée. *Revue Internationale de
548 Géomatique*, 15(1) :11–31.
- 549 Bertin, J. (1973). *Sémiologie graphique : Les diagrammes-les réseaux-les cartes*. Technical report, Gauthier-VillarsMouton &
550 Cie.
- 551 Besançon, L., Issartel, P., Ammi, M., and Isenberg, T. (2017). Hybrid Tactile/Tangible Interaction for 3D Data Exploration.
552 *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 23(1) :881–890.

553 Büschel, W., Reipschläger, P., and Dachzelt, R. (2016). Improving 3d visualizations : Exploring spatial interaction with mobile
554 devices. In Proceedings of the 2016 ACM Companion on Interactive Surfaces and Spaces, ISS '16 Companion, pages 63–69,
555 New York, NY, USA. ACM.

556 Card, M. (1999). Readings in information visualization : using vision to think. Morgan Kaufmann.

557 CEREMA (2010). Enquête ménages déplacements, grenoble / grande région grenobloise (emd, grenoble / grande région greno-
558 bloise). Syndicat mixte des transports en commun de l'agglomération grenobloise (producteurs), ADISP (diffuseur).

559 CEREMA (2015). Enquête ménages déplacements, lyon / aire métropolitaine lyonnaise (emd, lyon / aire métropolitaine
560 lyonnaise). Syndicat mixte des transports pour le Rhône et l'agglomération lyonnaise (producteurs), ADISP (diffuseur).

561 CEREMA (2017). Enquête mobilité (EMC²) 2018 - Rennes / Île-et-Vilaine.

562 Chardonnel, S., Charleux, L. L., and Thibault, P. (2010). Analyser les routines dans les emplois du temps par la mesure des
563 concordances d'actogrammes. In et Thomas Thévenin, A. B., editor, Mobilités urbaines et risques des transports : approches
564 géographiques, Traité IGAT, pages 23–50. Hermès Lavoisier.

565 Chardonnel, S., Talandier, M., Tabaka, K., and Andre-Poyaud, I. (2017). Centralités des espaces périphériques et complémen-
566 tarités territoriales : un enjeu de durabilité pour la Région Urbaine de Grenoble. Environnement Urbain, 12.

567 Chen, J., Shaw, S. L., Yu, H., Lu, F., Chai, Y., and Jia, Q. (2011). Exploratory data analysis of activity diary data : A space-time
568 GIS approach. Journal of Transport Geography, 19(3) :394–404.

569 Chen, W., Xia, J., Wang, X., Wang, Y., Chen, J., and Chang, L. (2018). Relationlines : Visual reasoning of egocentric relations
570 from heterogeneous urban data. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST), 10(1) :1–21.

571 Cleveland, W. C. and McGill, M. E. (1988). Dynamic graphics for statistics. CRC Press, Inc.

572 Cochey, E. and Tabaka, K. (2007). Modes de représentation des trajectoires quotidiennes des habitants. In Huitièmes Rencontres
573 de Théo Quant, Besançon, France. Université de Franche-Comté Laboratoire ThéMA. Published online as [http://thema.univ-
574 fcomte.fr/theoq/pdf/2007/TQ2007%20ARTICLE%2011.pdf](http://thema.univ-fcomte.fr/theoq/pdf/2007/TQ2007%20ARTICLE%2011.pdf).

575 Commenges, H. (2013). The invention of daily mobility. Performative aspects of the instruments of economics of transportation.
576 Theses, Université Paris-Diderot - Paris VII.

577 Cook, K. A. and Thomas, J. J. (2005). Illuminating the path : The research and development agenda for visual analytics.
578 Technical report, Pacific Northwest National Lab.(PNNL), Richland, WA (United States).

579 Hurez, C. and Pélata, J. (2016). À la recherche du territoire «pratiqué ». mappemonde.mgm.fr/118gv7/. Accessed May 9th,
580 2019.

581 Keim, D. A. (2002). Information visualization and visual data mining. IEEE transactions on Visualization and Computer
582 Graphics, 8(1) :1–8.

583 Kister, U., Klamka, K., Tominski, C., and Dachzelt, R. (2017). Grasp : Combining spatially-aware mobile devices and a display
584 wall for graph visualization and interaction. Computer Graphics Forum, 36(3) :503–514.

585 Kitchin, R., Lauriault, T. P., and McArdle, G. (2015). Smart cities and the politics of urban data. In Smart urbanism, pages
586 16–33. Routledge.

- 587 Kraak, M.-J. (2003). The space-time cube revisited from a geovisualization perspective. In The 21st International Cartographic
588 Conference.
- 589 Kwan, M.-P. (2000). Interactive geovisualization of activity-travel patterns using three-dimensional geographical information
590 systems : a methodological exploration with a large data set. *Transportation Research Part C : Emerging Technologies*,
591 8(1-6) :185–203.
- 592 Langner, R., Horak, T., and Dachsel, R. (2018). VisTiles : Coordinating and Combining Co-located Mobile Devices for Visual
593 Data Exploration. *IEEE Trans. on Visualization and Computer Graphics*, 24(1) :626–636.
- 594 Le Roux, G., Vallée, J., and Commenges, H. (2017). Social segregation around the clock in the Paris region (France). *Journal
595 of Transport Geography*, 59 :134–145.
- 596 Lepreux, S., Castet, J., Couture, N., Dubois, E., Kolski, C., Kubicki, S., Maquil, V., and Riviere, G. (2016). Interaction tangible
597 sur table, définitions et modèles. *Journal d’Interaction Personne-Système*.
- 598 Lesnard, L. (2010). Setting cost in optimal matching to uncover contemporaneous socio-temporal patterns. *Sociological Methods
599 & Research*, 38(3) :389–419.
- 600 Lu, M., Wang, Z., and Yuan, X. (2015). TrajRank : Exploring travel behaviour on a route by trajectory ranking. *IEEE Pacific
601 Visualization Symposium, 2015-July(July)* :311–318.
- 602 Mathian, H. and Sanders, L. (2014). *Objets géographiques et processus de changement : approches spatio-temporelles*. ISTE
603 Group.
- 604 Menin, A., Chardonnel, S., Davoine, P., and Nedel, L. (2019). eSTIME : Towards an All-in-One Geovisualization Environment
605 for Daily Mobility Analysis. In *2019 32nd SIBGRAPI Conference on Graphics, Patterns and Images (SIBGRAPI)*, pages
606 39–46.
- 607 Menin, A., Chardonnel, S., Davoine, P.-A., and Nedel, L. (2018). Exploring Shifting Densities through a Movement-based
608 Cartographic Interface (Short Paper). In *10th International Conference on Geographic Information Science (GIScience’18)*.
- 609 Mille, M. (2000). Des densités habitantes aux densités mouvantes l’exemple de la métropole lilloise. *Cybergeo : European
610 Journal of Geography*.
- 611 Miranda, F., Doraiswamy, H., Lage, M., Zhao, K., Gonçalves, B., Wilson, L., Hsieh, M., and Silva, C. T. (2017). Urban Pulse :
612 Capturing the Rhythm of Cities. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 23(1) :791–800.
- 613 Monroe, M. and Dugan, C. (2015). Disperse : Enabling Web-Based Visualization in Multi-screen and Multi-user Environments.
614 In *Human-Computer Interaction (INTERACT)*, pages 418–435, Cham.
- 615 Norman, D. (2014). *Things that make us smart : Defending human attributes in the age of the machine*. Diversion Books.
- 616 Offner, J.-M. (2020). *Anachronismes urbains. Essai*. Presses de Sciences Po, Paris.
- 617 Pahud, M., Ofek, E., Riche, N. H., Hurter, C., and Grubert, J. (2018). Mobiles as portals for interacting with virtual data
618 visualizations. <https://arxiv.org/abs/1804.03211>.
- 619 Peuquet, D. J. (1994). It’s About Time : A Conceptual Framework for the Representation of Temporal Dynamics in Geographic
620 Information Systems. *Annals of the Association of American Geographers*, 84(3) :441–461.

621 Pistre, P., Commenges, H., Guerrero, D., and Proulhac, L. (2015). Operational Definitions of Time for Longitudinal Data
622 Analysis : Illustration in the Field of Spatial Mobilities. *Nouvelles Perspectives en Sciences Sociales*, 10(2) :199–236.

623 Rivard, K. and Cogswell, D. (2004). Are you drowning in BI reports? Using analytical dashboards to cut through the clutter.
624 *Information Management*, page 26.

625 Robette, N. (2011). Explorer et décrire les parcours de vie : les typologies de trajectoires. CEPED.

626 Shi, X., Yu, Z., Chen, J., Xu, H., and Lin, F. (2018). The visual analysis of flow pattern for public bicycle system. *Journal of*
627 *Visual Languages & Computing*, 45 :51 – 60.

628 Shneiderman, B. (1996). The eyes have it : A task by data type taxonomy for information visualizations. In *Proceedings 1996*
629 *IEEE symposium on visual languages*, pages 336–343.

630 Spindler, M., Tominski, C., Schumann, H., and Dachsel, R. (2010). Tangible Views for Information Visualization. In *ACM*
631 *International Conference on Interactive Tabletops and Surfaces*, pages 157–166.

632 Tominski, C., Schumann, H., Andrienko, G., and Andrienko, N. (2012). Stacking-based visualization of trajectory attribute
633 data. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 18(12) :2565–2574.

634 Touya, G., Hoarau, C., and Christophe, S. (2016). Clutter and map legibility in automated cartography : A research agenda.
635 *Cartographica : The International Journal for Geographic Information and Geovisualization*, 51(4) :198–207.

636 Vrotsou, K., Forsell, C., and Cooper, M. (2010). 2d and 3d representations for feature recognition in time geographical diary
637 data. *Information Visualization*, 9(4) :263–276.

638 Wang, Y. (2016). A visual analysis system for exploring passenger flow information at multiple levels. In *2016 IEEE 20th*
639 *International Conference on Computer Supported Cooperative Work in Design (CSCWD)*, pages 363–368.

640 Wang, Z., Lu, M., Yuan, X., Zhang, J., and v. d. Wetering, H. (2013). Visual traffic jam analysis based on trajectory data.
641 *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 19(12) :2159–2168.

642 Wu, W., Xu, J., Zeng, H., Zheng, Y., Qu, H., Ni, B., Yuan, M., and Ni, L. M. (2015). Telcovis : Visual exploration of co-occurrence
643 in urban human mobility based on telco data. *IEEE transactions on visualization and computer graphics*, 22(1) :935–944.

644 Yu, L., Wu, W., Li, X., Li, G., Ng, W. S., Ng, S.-K., Huang, Z., Arunan, A., and Watt, H. M. (2015). iviztrans : Interactive
645 visual learning for home and work place detection from massive public transportation data. In *2015 IEEE Conference on*
646 *Visual Analytics Science and Technology (VAST)*, pages 49–56.

647 Zhao, J., Forer, P., and Harvey, A. S. (2008). Activities, ringmaps and geovisualization of large human movement fields.
648 *Information Visualization*, pages 198–209.

649 Zheng, Y., Wu, W., Zeng, H., Cao, N., Qu, H., Yuan, M., Zeng, J., and Ni, L. M. (2016). TelcoFlow : Visual exploration of
650 collective behaviors based on telco data. *Proceedings - 2016 IEEE International Conference on Big Data, Big Data 2016*,
651 pages 843–852.

| Objet d'intérêt | Indicateur | Granularité | | Attributs Thématiques | | | Visualisation |
|-------------------------------|-------------------------------------|---------------------|--------------------|-----------------------|--------|------------------------|--|
| | | Espace ^a | Temps ^b | Modes | Motifs | Personnes ^c | |
| Déplacements | Flux | ST, Z30, Z10 | Heure, 24H | Oui | Oui | Non | Diagramme de Flux |
| | Taux de Mobilité | ST, Z30, Z10 | Heure, 24H | Oui | Oui | Classe | Roue de la Mobilité, chronogramme |
| Territoire et Population | Présence | ST, Z30, Z10 | Heure, 24H | Non | Oui | Classe | Carte choroplèthe, symboles proportionnels, chronogramme |
| | Densité de Présence | ST, Z30, Z10 | Heure, 24H | Non | Non | Classe | Carte choroplèthe |
| | Variation Relative de Présence | ST, Z30, Z10 | Heure, 24H | Non | Non | Non | Carte choroplèthe, symboles proportionnels |
| | Indice d'attractivité | ST, Z30, Z10 | 24H | Non | Non | Non | Carte choroplèthe |
| Trajectoires ST Individuelles | Typologie de programmes d'activités | ZF | 1-minute | Oui | Oui | Tous | Actogramme, cube spatio-temporel |

^a Zonages du territoire : Zones Fines (ZF), Secteurs de Tirage (ST), Zones 30 (Z30), Zones 10 (Z10).

^b Granularité temporelle : Heure (24 périodes d'1 heure de 0h00 à 24h00), 24H (Moyenne sur 24h00), 1-minute (1440 périodes de 1 minute de 0h00 à 24h00).

^c Variables décrivant les personnes : âge, genre, occupation principale, professions et catégories socioprofessionnelles (PCS), secteur résidence et classe de la typologie des trajectoires

TABLE (1) Indicateurs mobilisés pour l'exploration des différentes approches de l'analyse de la mobilité quotidienne.

653 10 Titres des Figures

654 Figure(1) : L'approche eSTIME formalise une chaîne de traitement pour l'analyse et la visualisation de données de mobilité
655 quotidienne individuelle selon différents points de vue (Mathian and Sanders, 2014). Trois objets d'intérêt sont définis dans le
656 cadre conceptuel de la triade de Peuquet (1994) : les flux et déplacements, le territoire et la population, et les trajectoires spatio-
657 temporelles individuelles. Sont ensuite construites les entités empiriques associées à ces objets dans une étape (1) de structuration
658 des données sous la forme de matrices d'information. Suit à l'étape (2) la construction des indicateurs à partir des matrices de
659 flux, de présence et de séquences que l'on peut interroger grâce au système d'interrogation par requêtes spatio-temporelle défini
660 à l'étape (3). L'étape (4) formalise le système de visualisations interactives des indicateurs à différentes granularités spatiales
661 et temporelles et selon différents attributs.

662 Figure(2) : L'ensemble des interactions proposées dans eSTIME. L'interface se compose de trois espaces interactifs. Le
663 sélecteur de données pour construire des indicateurs à différentes granularités spatio-temporelles et selon les attributs choisis.
664 L'explorateur spatio-temporel pour explorer les indicateurs à partir de la dimension temporelle à l'aide de la ligne du temps, et
665 spatiale à l'aide de la carte. L'explorateur de trajectoires pour visualiser les trajectoires individuelles dans le temps et l'espace.
666 Le contrôleur, disponible sur une tablette tactile, sert d'une part de support à la visualisation de certains indicateurs, notamment
667 ceux visualisés sous forme de cartes, et d'autre part à l'interaction avec les tableaux de bord.

668 Figure(3) : Architecture fonctionnelle de l'environnement eSTIME. Le pré-traitement des données pour la dérivation des
669 indicateurs de mobilité est réalisé à travers des scripts R. Les données sont stockées localement et téléchargées dans l'application
670 développée sur la base des technologies Web.

671 Figure(4) : Le flux de l'analyse réalisé pour identifier les patterns de présence et mobilité de la population de la grande
672 région de Grenoble (voir sous-section 5.1).

673 Figure(5) : Le flux de l'analyse réalisée dans la sous-section 5.2. La typologie des programmes d'activités résultant de
674 l'analyse de similarité de séquences basée sur la méthode *Dynamic Hamming Distance*. Trois classes principales sont identifiées :
675 (a) les personnes travaillant toute la journée, (b) les personnes étudiant et (c) les personnes qui sont à leur domicile la plus part
676 de la journée. Nous comparons ensuite deux autres classes (issues respectivement des typologies de Lyon et Grenoble) offrant
677 des patterns d'activités «atypiques»(à droite).