



HAL
open science

Estimation de la pollution sonore en milieu urbain par assimilation d'observations mobiles

Raphaël Ventura

► **To cite this version:**

Raphaël Ventura. Estimation de la pollution sonore en milieu urbain par assimilation d'observations mobiles. Acoustique [physics.class-ph]. Sorbonne Université, 2018. Français. NNT : 2018SORUS387 . tel-02555258v2

HAL Id: tel-02555258

<https://theses.hal.science/tel-02555258v2>

Submitted on 27 Apr 2020 (v2), last revised 15 May 2020 (v3)

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.



Université Pierre et Marie Curie

École doctorale : ED 386
Paris 6 Sciences Mathématiques de Paris Centre

Inria

Thèse de Doctorat
en
Mathématiques appliquées

présentée par

Raphaël VENTURA

**ESTIMATION DE LA POLLUTION SONORE EN
MILIEU URBAIN PAR ASSIMILATION
D'OBSERVATIONS MOBILES**

Soutenue le 20/06/2018 devant un jury composé de :

Mme Maëlle NODET	Université Grenoble Alpes	rapporteuse
M. Philippe-Aubert GAUTHIER	Université de Sherbrooke	rapporteur
Mme Isabelle HERLIN	INRIA	directrice de thèse
M. Vivien MALLET	INRIA	encadrant de thèse
M. Mark ASCH	Université de Picardie	examinateur
M. Régis MARCHIANO	UPMC	examinateur
M. Bruno VINCENT	Acoucité (Métropole de Lyon)	examinateur

Résumé

La pollution sonore en milieu urbain est un enjeu sanitaire important, et les villes mettent en place des stratégies afin de lutter contre cette nuisance. La connaissance de l'exposition des populations au bruit environnemental occupe une place centrale. Cette exposition est estimée à l'aide de *cartes de bruit*, produites généralement à l'aide de simulations numériques. Cependant, notamment à cause des incertitudes sur les données d'entrées des modèles, ces simulations sont entachées d'erreurs, parfois élevées. D'autre part les cartes générées représentent en général des niveaux moyens sur une période temporelle étendue. Il est alors judicieux de faire appel à l'observation, qui permet de récolter de l'information en différents points de l'espace et à différents instants. L'approche décrite dans cette thèse est posée comme un problème d'estimation d'état.

Les microphones intégrés aux téléphones mobiles des citoyens peuvent aider à répondre à ce besoin. L'application *Ambiciti*, développée à l'Inria, permet à ses utilisateurs de suivre leurs expositions à la pollution sonore et à la pollution de l'air. Les utilisateurs volontaires peuvent partager de manière anonyme leurs mesures, et ainsi participer à la génération d'un volume de données important qui constitue une source d'information complémentaire à celle fournie par la simulation numérique.

Dans cette thèse, nous proposons des méthodes d'assimilation de données permettant la combinaison d'une carte de bruit issue de la simulation, dite *ébauche*, constituant notre connaissance *a priori* du système, et de données d'observations acquises à l'aide de téléphones mobiles, par l'intermédiaire de l'application *Ambiciti*. Le résultat de cette combinaison est un estimateur statistique nommé *analyse*, dont on souhaite minimiser la variance de l'erreur, grâce à une estimation préalable des erreurs associées respectivement à l'ébauche et aux observations.

La connaissance des erreurs associées aux mesures est donc cruciale afin de calculer une analyse aussi précise que possible. La fiabilité des mesures entreprises à l'aide d'un téléphone dépend de paramètres tels que : le contenu fréquentiel et l'intensité du signal enregistré, la période d'enregistrement, les conditions de mesures, etc. Nous mettons en place un protocole permettant d'évaluer la précision et la justesse des mesures, ainsi que l'étendue des valeurs qui peuvent être mesurées. Les résultats de cette étude mènent à la mise en place d'une méthode d'étalonnage des téléphones, permettant de réduire autant que possible le biais de mesure.

Nous employons l'assimilation de données dans le cadre du problème d'estimation d'un vecteur d'état inconnu $\mathbf{x}^t \in \mathbb{R}^n$. Nous disposons d'une ébauche $\mathbf{x}^b \in \mathbb{R}^n$, appartenant au même espace que \mathbf{x}^t , et d'observations $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^p$ qu'il s'agira de comparer, et de combiner à hauteur de la confiance qui leur est respectivement associée. Nous traitons ce problème à deux échelles différentes.

Une première méthode, fondée sur l'estimateur statistique *BLUE* («best linear unbiased estimator»), produit une analyse à l'échelle du quartier sous la forme d'une carte de bruit horaire. L'ébauche est générée à partir d'une carte simulée de bruit moyenné sur une période de la journée; les observations sont acquises par un expérimentateur à l'aide d'*Ambiciti*. Une étude approfondie des erreurs associées à l'ébauche (notamment en terme de corrélations spatiales), et aux observations (erreur instrumentale, erreurs de représentativité temporelle et spatiale) est menée. La méthode est illustrée à travers

une expérience où deux analyses sont produites, sous la forme de cartes horaires associées à deux créneaux horaires différents de la journée. On constate une réduction d'au moins 25% de l'erreur commise dans les cartes d'analyse, en comparaison des cartes d'ébauche correspondantes.

Une seconde méthode d'assimilation de données est établie, afin de générer des cartes d'analyse à l'échelle de la ville. Cette méthode s'appuie sur l'ensemble des observations générées par les utilisateurs de l'application *Ambiciti* dans la ville étudiée. Une première étape consiste à filtrer les données afin de ne conserver que les mesures ayant été effectuées dans des conditions adéquates, c'est-à-dire en extérieur (filtre basé sur une méthode de classification non-supervisée), en l'absence d'obstacles devant le microphone du téléphone, etc. Les données sont pré-traitées afin de s'affranchir d'éventuels biais de mesure. Ensuite, un modèle d'erreur d'ébauche est établi. Ce modèle s'appuie sur une catégorisation commune des points d'ébauche et des observations, en fonction de divers paramètres tels que le niveau d'ébauche, la distance à une route, la fréquentation estimée de la route la plus proche, etc. L'erreur d'ébauche est alors estimée pour chacune des catégories, avec les écarts entre les observations et les niveaux d'ébauche correspondants, les estimations des variances des erreurs associées à chaque source d'information, et la taille de la catégorie étudiée. Cette méthode est évaluée en comparant les cartes d'ébauche et d'analyse aux relevés des stations du réseau fixe de surveillance *Rumeur*, pris comme valeurs de référence. Les cartes d'analyse obtenues permettent une baisse de l'erreur quadratique pour les trois niveaux courants L_{day} , L_{evening} et L_{night} , associées aux différentes périodes de la journée, et une diminution de l'étendue de la distribution de ces erreurs.

Abstract

Noise pollution is a major environmental health problem, and cities are trying to define strategies intended to avoid, prevent or reduce its harmful effects. This requires the determination of the population’s exposure to environmental noise in cities, which can be done through *noise mapping*. Until recently, noise mapping has been carried out mainly through numerical simulation. However, simulation-based noise maps are subject to high uncertainties, and often depict a static average over an extended period of time, without distinction between the different days of the year. This motivates to monitor noise pollution where and when people are exposed.

The microphones embedded in dwellers mobile phones are natural candidates for this purpose. The mobile application *Ambiciti*, developed at Inria, informs people about their exposure to noise and air pollution, and allows us to gather dwellers data, under their consent, through so-called *crowdsensing*. This *observational* data is distributed in space and time and hence conveys information that is complementary to simulation data, and can make up for the latter’s shortcomings.

In this thesis, we propose data assimilation methods that allows one to merge *prior* noise maps issued by numerical simulation with observational mobile phone-acquired noise data. The result of this merging is an *analysis* that is designed to have minimum error variance, based on the respective uncertainties of both data sources, that are to be evaluated foremost as precisely as possible.

The mobile measurements quality is a major issue to be addressed. It depends on the observable frequencies and intensities, the period of averaging, the environmental conditions, etc. We run a performance analysis that addresses the range, accuracy, precision and reproducibility of measurements. Conclusions of this evaluation leads us to the proposition of a calibration strategy that has been embedded in *Ambiciti*.

Data assimilation addresses the problem of the estimation of an unknown state $\mathbf{x}^t \in \mathbb{R}^n$, using a prior knowledge $\mathbf{x}^b \in \mathbb{R}^n$ (which belongs to the same space as \mathbf{x}^t), and observations $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^p$, where usually $p \ll n$. These components shall be compared and combined, based on the uncertainties that one has assumed for each of these components.

We address this estimation problem on two different scales. A first method relying on the so-called “best linear unbiased estimator” is proposed. It produces hourly noise maps, based on temporally averaged simulation maps and mobile phone audio data recorded at the neighborhood scale. A systematic study of the errors associated with both the simulation map and the observations (measurement error, temporal representativeness error, location error) is carried out. The method is illustrated through an experiment where two hourly analysis maps are produced, achieving a reduction of at least 25% of root-mean-square error, when compared to the prior maps.

A second method that produces maps at the city scale is developed. It leverages the crowd-sensed *Ambiciti* user data available throughout the covered city, in order to correct the prior simulation map in a global fashion. First, the observations set must be filtered and pre-processed, in order to only select the ones that were generated in adequate conditions (i.e. outdoors, with the phone held in the user’s hand, etc.) and account for measurement biases. The assimilation method relies on the construction

of an error model, where each point of the prior map is associated with a certain category defined by multiple parameters : prior noise level, distance to the closest road, estimated road traffic on the closest road, etc. A correction is applied to all map points depending on their class within the established categorization. The correction is computed for each category based on the departures between observations and prior levels that lie within this category, the respective assumed uncertainties for the noise model and the observations, and the size of the category. The method is evaluated using temporally averaged simulation maps, by comparing levels captured by fixed microphones of an urban noise monitoring network and the values of the simulated and analysis maps. This evaluation shows a reduction of the error for all considered periods of the day, and a general decrease of the error distribution spread.

Remerciements

Je souhaite avant tout remercier Vivien Mallet, qui a encadré mon travail en faisant preuve d'une disponibilité relativement hors norme. Au delà du temps passé sur le travail de thèse *stricto sensu*, Vivien a su me proposer un cadre de travail agréable et serein où la rigueur, aussi bien linguistique que scientifique, était de mise. Aussi, je ne saurais trop le remercier pour l'introduction à de nombreux outils et pratiques informatiques dont je suis convaincu qu'ils me seront longtemps utiles.

Je remercie l'ensemble des membres du jury d'avoir accepté d'évaluer ce travail de thèse, et pour leurs retours et appréciations lors de la soutenance. Je remercie particulièrement les rapporteurs Maëlle Nodet et Philippe-Aubert Gauthier pour leur lecture attentive du manuscrit et les commentaires constructifs qui en furent issus.

J'ai effectué ma thèse dans ce que je crois pouvoir qualifier d'excellentes conditions. À l'heure où les structures de la recherche française, Inria y compris, luttent et redoublent d'inventivité afin de maintenir une activité de qualité malgré les contraintes budgétaires, je n'ai jamais manqué d'aide ni de ressources (matérielles ou humaines) dans mon quotidien. J'ai été accueilli au début de ma thèse au sein de l'équipe CLIME, alors dirigée par Isabelle Herlin, avec sympathie et simplicité, et je remercie tous ceux qui ont pris part à cet accueil. Quelques mois et déménagements plus tard, je termine cette thèse au centre de recherche de la rue du Charolais. J'aurai eu le temps de croiser, durant cette période, une belle quantité de personnes qui ont toutes contribué, à leur manière, à créer un environnement propice à la réalisation de ce travail. Par peur d'oublier quelqu'un, je préfère ne pas vous nommer un à un, mais vous remercie tous sincèrement pour votre aide, ou pour le temps passé autour d'un café, un repas, un jeu, un concert, un verre. . .

Une pensée particulière pour les développeurs et mainteneurs de l'infrastructure d'*Ambiciti*, avec qui j'ai collaboré de manière étroite et soutenue. Je les remercie pour leur patience, leur réactivité, et les moments extra-professionnels sympathiques passés à Paris, ou de l'autre côté de l'Atlantique.

Au cours de cette thèse, j'ai également eu l'occasion de collaborer avec les membres de différentes structures et associations extérieures à l'Inria : la mission pour la ville intelligente et durable de la ville de Paris, l'Agence d'écologie urbaine, BruitParif, l'Ifsttar, l'association de riverains DLP15, NUMTECH. Que toutes celles et tous ceux qui ont contribué à rendre ces collaborations fructueuses en soient ici remerciés.

Je termine ces remerciements en exprimant ma reconnaissance à ma famille et mes proches pour avoir été à mes côtés au cours de cet épisode. Vous vous êtes montrés tantôt curieux, tantôt flegmatiques, tantôt impressionnés, tantôt interloqués, mais toujours bienveillants vis-à-vis de mon activité de doctorat.

Avant-propos

Les villes souhaitent se munir d'outils de surveillance et d'aide à la décision dans différents domaines de leur compétence, dont la lutte contre les pollutions environnementales. Ces outils peuvent reposer sur l'observation des variables décrivant l'environnement ou sur la modélisation numérique des phénomènes physiques mis en jeu. Ces deux approches sont complémentaires, et il est nécessaire d'en faire un usage optimal et combiné.

L'observation permet de récolter des mesures de certaines variables, en différents points de l'espace et à différents instants. Selon les capteurs et leurs conditions d'utilisation, les mesures peuvent être fidèles et constituer une solide source d'information. Elles ne donnent cependant qu'une image partielle de la réalité, notamment du fait du nombre limité de points de mesure. La simulation numérique présente *a contrario* l'avantage de calculer la plupart des variables d'intérêt, potentiellement partout et à tout instant. Le développement de modèles libres (FORTIN, BOCHER et al., 2012 ; GULLIVER, MORLEY et al., 2015) témoigne de l'intérêt porté aux méthodes numériques dans le cadre de l'étude de la pollution sonore. Néanmoins, la modélisation d'un système environnemental est complexe, et les données nécessaires aux simulations sont mal connues. Les simulations numériques sont alors entachées d'erreurs, parfois très élevées.

Le couplage entre la modélisation numérique et l'observation est tout à fait opportun et est réalisé au travers de méthodes d'*assimilation de données*. On associe au système environnemental modélisé un vecteur \mathbf{x} , appelé *vecteur d'état*. Les méthodes d'assimilation de données permettent d'estimer \mathbf{x} à l'instant présent, d'améliorer les prévisions et de quantifier les incertitudes associées à la modélisation. Un des objectifs principaux de cette thèse est d'obtenir une estimation de la pollution sonore en milieu urbain, sous la forme de cartes de bruit, comme produit du couplage entre simulation et observation. Un tel produit est nommé *analyse \mathbf{x}^a* , et est un estimateur statistique de \mathbf{x} .

Cette analyse est basée sur une simulation préalable, que nous appelons *ébauche \mathbf{x}^b* . En ce sens, \mathbf{x}^a appartient formellement au même espace que \mathbf{x}^b , et décrit les mêmes variables, aux mêmes endroits et aux mêmes dates. Elle est cependant rendue plus fiable grâce aux observations, regroupées en un vecteur \mathbf{y} qui appartient à un espace généralement plus petit que celui de \mathbf{x}^a , du fait de leur distribution spatiale sporadique. L'amélioration attribuable à l'analyse advient aux lieux où l'observation s'opère, mais également en dehors, car l'assimilation de données tire parti d'une description (estimée) de la structure de covariance spatiale des erreurs commises par l'ébauche.

Pour la composante simulée, nous nous appuyons sur les cartes stratégiques de bruit, dont les grandes villes européennes sont aujourd'hui dotées, sous l'effet de la directive européenne «Environmental Noise Directive 2002/49/CE» (END). Ces cartes sont imparfaites du fait de multiples incertitudes, notamment sur les volumes exacts du trafic, en particulier dans les petites rues dépourvues de boucles de comptage.

Certaines villes disposent d'un réseau de mesure du bruit qui fournit des mesures de

qualité au cours du temps, mais qui est souvent peu dense. Afin de bénéficier de mesures ayant une couverture spatiale supérieure, au prix d'une moindre précision, nous exploitons des mesures effectuées de manière participative à l'aide de l'application mobile *Ambiciti*, développée au sein de l'Inria. L'utilisation de téléphones portables comme instrument de mesure est expérimentée depuis bientôt une décennie (GUILLAUME, CAN et al., 2016) dans le cadre d'expériences de mesure participative.

Les principales contributions de cette thèse sont :

- la mise en place d'un système de capture audio, au travers de l'application *Ambiciti*, et l'étude métrologique de la mesure par téléphone mobile ;
- une étude systématique des erreurs associées aux composantes simulée et observée ;
- l'exploitation conjointe de ces données pour l'estimation de la pollution sonore, à travers la production de cartes de bruit à plusieurs échelles, en milieu urbain.

Plan de la thèse

Le chapitre **I** a pour but d'introduire les notions et formalismes d'acoustique environnementale et d'assimilation de données employées tout au long de ce manuscrit.

Le développement de l'application mobile *Ambiciti* et sa mise en circulation auprès du grand public ont permis la génération d'une base de données d'observations de taille importante à travers la mesure participative. On présente dans le chapitre **II** les fonctionnalités de l'application et les données générées. Une première analyse des données partagées par les utilisateurs permet la mise en lumière de caractéristiques temporelles et contextuelles de l'exposition de ces utilisateurs à la pollution sonore.

Afin de pouvoir tirer profit des observations issues de l'exploitation d'*Ambiciti*, il est nécessaire d'en connaître la fiabilité et d'y associer une estimation quantitative des incertitudes attendues. On développera dans le chapitre **III** le pendant métrologique des incertitudes associées aux observations mobiles, notamment à travers l'article VENTURA, Vivien MALLET, Valérie ISSARNY et al., 2017.

Nous proposons dans le chapitre **IV** un cas d'étude pour l'assimilation de données mobiles à l'échelle du quartier. La méthode employée est présentée au travers de l'article VENTURA, Vivien MALLET et Valérie ISSARNY, 2017. Un ensemble conséquent de mesures est constitué, à l'aide d'un téléphone mobile, au cours de plusieurs sessions expérimentales. Une étude systématique des erreurs d'observation permet la production d'une carte de bruit horaire à l'échelle de la zone visitée, en combinant observations et modèle numérique à hauteur des incertitudes estimées.

Des cartes de bruit générées à l'aide de cette méthode sont présentées à la suite de cet article. Ces cartes correspondent à un corpus de données de parcours réalisés dans des zones urbaines restreintes par des groupes d'utilisateurs volontaires équipés de téléphones mobiles préalablement étalonnés.

L'adoption de l'application mobile par des utilisateurs en milieu urbain donne lieu à la production d'un nombre conséquent de données (plus de 6 millions de mesures pour Paris *intra-muros*). En effet, sous réserve d'autorisation par l'utilisateur, l'application effectue régulièrement des mesures de manière automatique. Cependant, la majorité de ces données n'est pas directement exploitable pour l'estimation du niveau de bruit. Cela s'explique par le fait que les conditions requises pour une « bonne mesure » sont

exigeantes, et ne sont que rarement réunies lors d'une mesure automatique. Il faut donc procéder à un filtrage et à une catégorisation des observations en s'aidant des méta-données qui accompagnent chacune des mesures. Les jeux de données ainsi construits sont exploités dans le chapitre [V](#) afin de générer des cartes de bruit à l'échelle de la ville de Paris, à travers une nouvelle stratégie d'assimilation de données.

Table des matières

I. Introduction	17
I.1. Grandeurs acoustiques	17
I.1.1. Ondes acoustiques et niveaux de bruit	17
I.1.2. Somme et moyenne de niveaux acoustiques	18
I.2. Acquisition du bruit, appareils de mesure	19
I.2.1. Caractéristiques métrologiques	19
I.2.2. Aspects perceptifs, pondération fréquentielle	20
I.2.3. Fenêtrage temporel	21
I.2.4. Indicateurs acoustiques	21
I.3. Modèles acoustiques et cartes de bruit	23
I.3.1. Modélisation acoustique	23
I.3.2. Exposition et aspects qualitatifs	24
I.4. Assimilation de données	25
I.4.1. Formalisation	25
I.4.2. Erreurs	27
I.4.3. Interpolation optimale : analyse BLUE	28
I.4.4. Assimilation de données séquentielle et méthodes variationnelles	31
II. Analyse des observations collectées par <i>Ambiciti</i>	33
II.1. Présentation de l'application mobile <i>Ambiciti</i>	34
II.2. Modes d'utilisation	35
II.2.1. Cartes	35
II.2.2. Itinéraires	36
II.2.3. Parcours	36
II.3. Mesure participative	37
II.3.1. Politique de gestion des données	39
II.3.2. Métadonnées associées aux observations	39
II.4. Analyse des données <i>Ambiciti</i>	40
II.4.1. Observations : répartitions temporelles et spatiales	40
II.4.2. Niveaux de bruit	40
II.4.3. Métadonnées contextuelles	43
III. Métrologie et étalonnage des téléphones mobiles	49
III.1. Introduction	50
III.2. Method	51
III.2.1. Sensors performance	52
III.2.2. Sensing context	52
III.3. Phone measurements with the <i>Ambiciti</i> application	53
III.3.1. <i>Ambiciti</i> application	53
III.3.2. Estimating sound levels	54

III.4. Results	55
III.4.1. Pink noise evaluation	55
III.4.2. Narrowband noise evaluation	55
III.4.3. Precision	56
III.4.4. Grip and orientation	57
III.4.5. Mitigation and friction effects	58
III.4.6. Cycling and wind	59
III.5. Calibration	60
III.5.1. Lab calibration.	60
III.5.2. Events calibration.	61
III.5.3. Discussion.	61
III.6. <i>In situ</i> measurements	62
III.7. Conclusions	65
IV. Assimilation de données mobiles à l'échelle du quartier	67
IV.1. Introduction	68
IV.2. Data assimilation method	70
IV.2.1. BLUE	71
IV.2.2. Experimental setup	72
IV.2.3. Background map	73
IV.3. Estimation of the errors	75
IV.3.1. Background error	75
IV.3.2. Observational error	77
IV.4. Results and discussion	83
IV.4.1. Analysis maps	84
IV.4.2. Analysis error variance	84
IV.4.3. Validation	87
IV.5. Conclusion	91
IV.6. Séances de mesure participative	93
IV.6.1. Contexte	93
IV.6.2. Étude des parcours	93
V. Assimilation de données mobiles à l'échelle de la ville	103
V.1. Filtrage des observations	104
V.1.1. Filtres métrologiques	104
V.1.2. Filtres contextuels	105
V.1.3. Intérieur ou extérieur ?	106
V.1.4. Jeux de données après filtrage	116
V.2. Construction d'un modèle d'erreur	118
V.2.1. Modèle par catégorisation	120
V.3. Résultats et perspectives	123
V.3.1. Cartes de bruit à l'échelle de la ville	123
V.3.2. Évaluation de la méthode	130
V.3.3. Perspectives	134
VI. Conclusions	139
VI.1. Bilan de la thèse	139

VI.2. Perspectives	140
A. Annexe : protocole pour la mesure participative	141
A.1. Brève description du mode « parcours »	141
A.2. Configuration	141
A.3. Étalonnage	142
A.4. Préparation et déroulement d'un parcours	144
A.5. Exploitation des mesures	146
A.6. Restitution d'un parcours et informations sur la pollution sonore	146
A.7. Contact	147
B. Annexe : traitement du signal audio	149
B.1. Bruits aléatoires	149
B.1.1. Bruit blanc	149
B.1.2. Bruit rose	149
B.1.3. Bruit à bande étroite	150
B.2. Filtres fréquentiels	150

I. Introduction

Nous introduisons dans ce chapitre les notions d'acoustique qui seront employées tout au long de ce manuscrit. On présentera en particulier les moyens de calcul et d'acquisition des niveaux de bruit, en lien avec les aspects perceptifs, ainsi que les méthodes employées pour l'élaboration de cartes de bruit. La seconde partie de ce chapitre introduit de manière formelle les concepts élémentaires de l'assimilation de données. On y présentera notamment la technique d'interpolation optimale, employée pour l'assimilation de données mobiles que nous développons au chapitre IV.

Sommaire

I.1. Grandeurs acoustiques	17
I.1.1. Ondes acoustiques et niveaux de bruit	17
I.1.2. Somme et moyenne de niveaux acoustiques	18
I.2. Acquisition du bruit, appareils de mesure	19
I.2.1. Caractéristiques métrologiques	19
I.2.2. Aspects perceptifs, pondération fréquentielle	20
I.2.3. Fenêtrage temporel	21
I.2.4. Indicateurs acoustiques	21
I.2.4.1. Deux exemples : le L_{den} et l'indice Harmonica	22
I.3. Modèles acoustiques et cartes de bruit	23
I.3.1. Modélisation acoustique	23
I.3.2. Exposition et aspects qualitatifs	24
I.4. Assimilation de données	25
I.4.1. Formalisation	25
I.4.2. Erreurs	27
I.4.2.1. Catégorisation des erreurs	27
I.4.2.2. Statistiques d'erreur	28
I.4.3. Interpolation optimale : analyse BLUE	28
I.4.4. Assimilation de données séquentielle et méthodes variationnelles	31

I.1. Grandeurs acoustiques

I.1.1. Ondes acoustiques et niveaux de bruit

L'acoustique désigne l'étude des sons et de leur propagation sous forme d'ondes de pression longitudinales dans des milieux élastiques. Au passage d'une onde acoustique dans un milieu fluide, les champs de pression, de vitesse, de température, d'entropie et de masse volumique du fluide sont perturbés. Le champ de pression s'écrit

$$P(\mathbf{X}, t) = P_{atm} + p_1(\mathbf{X}, t). \quad (\text{I.1})$$

La pression du fluide au repos est la pression atmosphérique P_{atm} , et $p_1(\mathbf{X}, t)$ représente la perturbation liée au passage de l'onde. Le niveau sonore en un point \mathbf{X} est défini relativement à l'évolution de la valeur de $p_1(\mathbf{X}, t)$ au cours du temps. La dépendance en espace sera désormais sous-entendue et omise afin de simplifier les notations, et on notera la perturbation $p(t)$. Plusieurs caractérisations du bruit peuvent être définies, la plus communément utilisée étant le niveau SPL (pour «Sound Pressure Level»), exprimé en decibels (dB) :

$$L_p = 10 \log_{10} \left(\frac{p_{\text{RMS}}}{p_0} \right)^2 = 20 \log_{10} \left(\frac{p_{\text{RMS}}}{p_0} \right). \quad (\text{I.2})$$

Ce niveau décrit le rapport de puissance entre d'une part p , et d'autre part un niveau de référence fixé à $p_0 = 20 \mu\text{Pa}$. Ce niveau de référence p_0 est défini comme le seuil d'audibilité. Dans cette équation, p_{RMS} est la valeur efficace du signal de pression, calculée au travers d'une moyenne RMS («root-mean-square») portant sur un intervalle temporel de durée T :

$$p_{\text{RMS}} = \sqrt{\frac{1}{T} \int_0^T p^2(t) dt}. \quad (\text{I.3})$$

En pratique, la moyenne RMS est estimée par des instruments de mesure (voir section I.2) à travers une somme discrète

$$p_{\text{RMS}} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N p_n^2}, \quad (\text{I.4})$$

où les p_n sont des niveaux de pression instantanée, mesurés périodiquement à une fréquence d'échantillonnage donnée.

Les niveaux de pression associés à une perturbation acoustique p sont très faibles au regard du niveau de pression atmosphérique. Par exemple, pour une surpression de 1 Pa, correspondant à un niveau (élevé) de 94 dB, le rapport vaut

$$\frac{1}{1013.3 \times 10^2} \simeq 1 \times 10^{-5}.$$

Les effets non-linéaires, associés aux produits des termes perturbatifs dans les équations de la mécanique des fluides, sont donc tout à fait négligeables.

I.1.2. Somme et moyenne de niveaux acoustiques

Le niveau acoustique L_{tot} , issu de la combinaison de deux signaux $p_1(t)$ et $p_2(t)$, peut être calculé à l'aide des équations (I.2) et (I.3). La pression efficace $p_{tot\text{RMS}}$ du signal, pendant un intervalle de durée T , est alors

$$\begin{aligned} p_{tot\text{RMS}} &= \sqrt{\frac{1}{T} \int_0^T (p_1 + p_2)^2(t) dt} \\ &= \sqrt{\frac{1}{T} \int_0^T p_1^2(t) + p_2^2(t) + 2(p_1 p_2)(t) dt}. \end{aligned}$$

Dans le cas où les signaux p_1 et p_2 ne sont pas cohérents, le dernier terme de cette somme est nul, et on obtient :

$$L_{p_{tot}} = 10 \log_{10} \left(\frac{p_{1\text{RMS}}^2 + p_{2\text{RMS}}^2}{p_0^2} \right).$$

On définit alors la somme de deux niveaux acoustiques issus de signaux non-cohérents :

$$L_1 \oplus L_2 = 10 \log_{10}(10^{L_1/10} + 10^{L_2/10}).$$

Cette équation se généralise dans le cas de N signaux $(p_i)_{i \in \llbracket 1, N \rrbracket}$ non-cohérents deux à deux :

$$L_{\sum p_i} = L_1 \oplus L_2 \oplus \dots \oplus L_N = 10 \log_{10} \left(\sum_{i=1}^N 10^{L_i/10} \right). \quad (\text{I.5})$$

Lorsque l'on dispose de N niveaux mesurés au cours du temps, il est possible de définir le niveau moyen L_{moy} . Si les signaux p_i présentent des durées T_i variables, on doit les considérer dans le calcul :

$$L_{moy} = 10 \log_{10} \left(\frac{1}{T_{tot}} \sum_{i=1}^N T_i 10^{(L_i/10)} \right), \quad (\text{I.6})$$

où les L_i sont les niveaux respectifs associés aux signaux p_i , et $T_{tot} = \sum_{i=1}^N T_i$.

Cette formule vient généraliser l'équation (I.4) dans le cas où les échantillons p_n ont déjà été agrégés en des niveaux moyens sur des périodes d'intégration T_i différentes.

I.2. Acquisition du bruit, appareils de mesure

Un appareil de mesure a pour fonction de convertir l'énergie acoustique mesurée en une autre forme d'énergie (souvent électrique), de la manière la plus fidèle possible du point de vue de l'information transportée. Idéalement, le signal acquis x est strictement proportionnel au signal d'entrée p , indépendamment du contenu fréquentiel de p . L'instrument de mesure de référence du niveau de bruit est le sonomètre.

I.2.1. Caractéristiques métrologiques

Quelques propriétés métrologiques d'un système d'acquisition audio sont :

- la réponse en fréquence, généralement représentée par les variations d'amplitude et de phase de la fonction de transfert liant $p(t)$ à $x(t)$;
- la dynamique, qui représente la différence entre le niveau maximum qui puisse être mesuré sans distorsion du signal, et le niveau de bruit de fond produit par l'appareil lui-même ;
- la justesse, qui désigne le niveau d'incertitude associé à une mesure ;
- la précision, qui exprime la reproductibilité d'une mesure.

L'étude de ces caractéristiques dans le contexte de mesures mobiles est traitée dans le chapitre III de ce manuscrit.

L'instrument de référence pour la mesure de niveaux sonores est le sonomètre. Il existe des normes métrologiques internationales permettant de classer les sonomètres

industriels selon la qualité de mesure attendue. Ces normes définissent des justesses minimales que doit atteindre le sonomètre évalué, lorsqu'il est soumis à des stimuli standardisés (sons purs à des fréquences prédéfinies).

I.2.2. Aspects perceptifs, pondération fréquentielle

Un signal sonore est caractérisé par son amplitude et son contenu fréquentiel. La dynamique de l'oreille humaine s'étend sur environ 140 dB, avec une gamme de fréquences audibles généralement admise de 20 Hz à 20 kHz (HUBER et RUNSTEIN, 2013). La sensibilité du système auditif dépend fortement de la fréquence.

Les niveaux acoustiques mesurés sont souvent corrigés par le biais de pondérations fréquentielles, dans le but de rendre compte de cette dépendance. Des études psychoacoustiques (FLETCHER et MUNSON, 1933) visant à mesurer la *sonie*, c'est-à-dire le volume sonore tel que perçu par des auditeurs, ont servi de base pour la définition de différentes pondérations. Les courbes représentant les pondérations A, B, C, et D, telles que décrites par la norme ANSI S1.4¹ sont présentées figure I.1. Ces pondérations sont construites sur la base d'une estimation de la sonie de sons purs (sinusoïdaux). Pour cette raison, d'autres pondérations, telle que celle décrite dans GEDDES, 1968, semblent plus adaptées à un usage de la mesure de la nuisance environnementale, composée de sons complexes, mais leur usage est resté très limité en pratique comparativement à la pondération A. Pour cette raison, nous emploierons la pondération A tout au long de ce manuscrit, sauf mention contraire. La pondération Z (pour « zéro »), ou « dB linéaire », désigne un niveau calculé sans pondération fréquentielle.

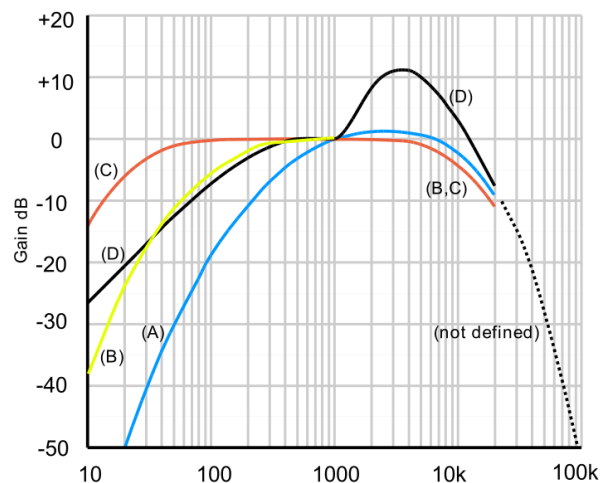


FIGURE I.1. – Courbes de gain (dB) des pondérations usuelles en fonction de la fréquence.

De telles pondérations peuvent être appliquées lors de l'acquisition d'un signal audio à l'aide d'un filtre numérique (voir l'annexe B pour plus de détails), comme cela est exposé dans la section III.3.2 de ce manuscrit.

1. <https://law.resource.org/pub/us/cfr/ibr/002/ansi.s1.4.1983.pdf>

I.2.3. Fenêtrage temporel

On mesure généralement un niveau sonore à l'aide d'un sonomètre. Celui-ci calcule une moyenne mobile en temps réel afin d'offrir un aperçu de l'évolution du niveau de bruit à l'utilisateur. On parle de niveau de bruit instantané. La durée (ou le nombre d'échantillons) à considérer pour effectuer cette moyenne doit être choisie au regard d'aspects perceptifs. Par exemple, si les sons mesurés sont très brefs mais d'amplitude importante (chocs, détonations), on a intérêt à utiliser une fenêtre de faible durée, afin de n'intégrer le signal que durant la période où celui-ci présente un niveau de puissance significatif. L'utilisation d'une fenêtre plus longue aurait pour effet d'intégrer également la partie du signal de puissance négligeable, et ainsi diminuer artificiellement la valeur du niveau de bruit calculé. Le calcul d'un niveau avec fenêtrage temporel s'effectue au travers de la moyenne mobile suivante :

$$LX_Y(t) = 20 \log_{10} \left(\sqrt{\frac{1}{\tau_Y} \int_{-\infty}^t \left(\frac{p_X(\xi)}{p_0} \right)^2 \exp\left(-\frac{t-\xi}{\tau_Y}\right) d\xi} \right), \quad (\text{I.7})$$

où p_X désigne le signal de pression filtré à l'aide de la pondération fréquentielle X associée (cf. section I.2.2) ; Y un fenêtrage temporel, et τ_Y la constante de temps associée. Trois constantes de temps standard sont généralement proposées dans les sonomètres :

- S (Slow) : 1 s,
- F (Fast) : 125 ms,
- I (Impulse) : 35 ms.

Lorsqu'aucun fenêtrage temporel n'est appliqué, on intègre la puissance du signal p durant l'intégralité de l'intervalle de mesure $[0; T]$. On parle alors de niveau $L_{eq,T}$, ou niveau *équivalent* : le niveau ainsi exprimé est celui d'un signal de puissance constante qui contiendrait la même quantité d'énergie que p durant l'intervalle de mesure.

I.2.4. Indicateurs acoustiques

De nombreux indicateurs sont employés pour décrire les caractéristiques d'un signal sonore. De manière générale, un indicateur concernant un signal p est calculé en considérant :

- une durée d'intégration, et un éventuel fenêtrage temporel (voir section I.2.3) ;
- une éventuelle pondération fréquentielle (voir section I.2.2) ;
- une fonction mathématique. Par exemple, on peut chercher à savoir quel a été le niveau maximum atteint pendant toute la durée de l'acquisition.

Nous listons ci-dessous des niveaux fréquemment rencontrés dans la littérature. Dans ces définitions, X représente la pondération fréquentielle (Z, A ou C), et Y la pondération temporelle (F, S, ou I) :

- LX_Y : le niveau acoustique instantané, calculé en moyenne mobile Y (ou niveau équivalent), avec une pondération en fréquence X .
- $LX_{eq,T}$: la puissance moyenne du signal p sur la durée d'intégration T .
- SEL («Sound Exposure Level») : l'énergie totale de p sur la durée T . Cet indicateur est donc égal au $LX_{eq,T}$, multiplié par la durée T .
- LX_{Pk} : le niveau de crête maximum du signal de **pression** $p_X(t)$ au cours de la séquence d'acquisition.

- L_{XY} max / min : le plus grand (respectivement le plus petit) niveau L_{XY} calculé durant l'intervalle d'acquisition.
- $L_{XY,n}$: en choisissant $n \in [0, 100]$, ce niveau est le $n^{\text{ème}}$ percentile statistique de la distribution des L_{XY} au cours de l'acquisition. Il représente le niveau L_{XY} qui a été dépassé pendant $n\%$ de la durée d'acquisition. Ce niveau est utile dans l'étude de la variabilité ou du caractère impulsif du niveau mesuré.

I.2.4.1. Deux exemples : le L_{den} et l'indice Harmonica

Le niveau L_{den} Ce niveau est un indicateur exprimant un niveau moyen global sur l'ensemble de la journée («day, evening, night»). Avec le niveau L_{night} , il l'est l'un des indicateurs préconisés dans l'établissement d'un diagnostic d'exposition des populations par la directive européenne «Environmental Noise Directive 2002/49/CE» (END). Son expression est la suivante :

$$L_{\text{den}} = 10 \log_{10} \left(\frac{12}{24} 10^{L_{\text{day}}/10} + \frac{4}{24} 10^{(L_{\text{evening}}+5)/10} + \frac{8}{24} 10^{(L_{\text{night}}+10)/10} \right), \quad (\text{I.8})$$

où L_{day} , L_{evening} et L_{night} représentent respectivement un niveau moyen pendant les 3 périodes de la journée suivantes :

jour de 7h à 19h ;

soirée de 19h à 23h ;

nuit de 23h à 7h.

Des pénalités de 5 dB et 10 dB sont ainsi introduites afin de refléter la gêne accrue des riverains lors des périodes de soirée et de nuit. Les horaires sont donnés à titre indicatif, et peuvent être définis à l'appréciation de l'état membre.

L'indice Harmonica L'indice Harmonica fut développé conjointement par les observatoires du bruit en Île-de-France (BruitParif²) et dans la métropole de Lyon (Acoucity³). Cet indice se base sur le constat que les indices énergétiques habituels ne permettent pas de dissocier deux composantes généralement présentes dans le bruit environnemental :

1. le bruit de fond, représentant un niveau minimal dépassé pendant la majorité du temps ;
2. des événements particuliers, dits « émergents » (klaxons, accélérations de véhicules). Ces événements ne se produisent que sporadiquement au cours du temps. Ils ne contribuent potentiellement que peu à la dose de bruit reçue pendant la période considérée du point de vue énergétique, mais peuvent être responsables en grande partie de la gêne ressentie.

L'indice est ensuite calculé en effectuant une combinaison linéaire de deux termes associés à ces deux composantes :

$$L_{\text{Harmonica}} = 0.2 \underbrace{(LA_{eq1s,95} - 30)}_{\text{fond}} + 0.25 \underbrace{(LA_{eq,1h} - LA_{eq1s,95})}_{\text{émergence}}, \quad (\text{I.9})$$

où l'indice statistique $LA_{eq1s,95}$ est évalué sur les niveaux $LA_{eq,1s}$ des 10 minutes passées.

2. <https://www.bruitparif.fr/>

3. <http://www.acoucity.org/>

I.3. Modèles acoustiques et cartes de bruit

I.3.1. Modélisation acoustique

La modélisation peut être utilisée en acoustique dans le but d'étudier l'impact du bruit environnemental. En particulier, elle s'avère avantageuse lors d'études préalables à des modifications de l'environnement susceptibles de faire évoluer l'exposition des populations. De telles modifications sont, par exemple : l'installation de nouvelles infrastructures (immeubles, murs anti-bruit), le changement de revêtement d'une chaussée, la modification de la vitesse limite de voies de circulation, etc. La modélisation est par ailleurs un complément indispensable à la mesure *in situ* qui, bien que potentiellement précise, est extrêmement coûteuse en temps et en moyens humains dès lors que la zone étudiée est significative ou que sa géométrie ou les conditions météorologiques résultent en un champ acoustique inhomogène. Le produit d'une simulation est typiquement une *carte de bruit*, représentant un niveau acoustique, pendant une durée déterminée, sur une certaine étendue géographique. La figure I.2 représente une simulation du niveau de bruit L_{day} sur la ville de Paris pendant la période de jour.

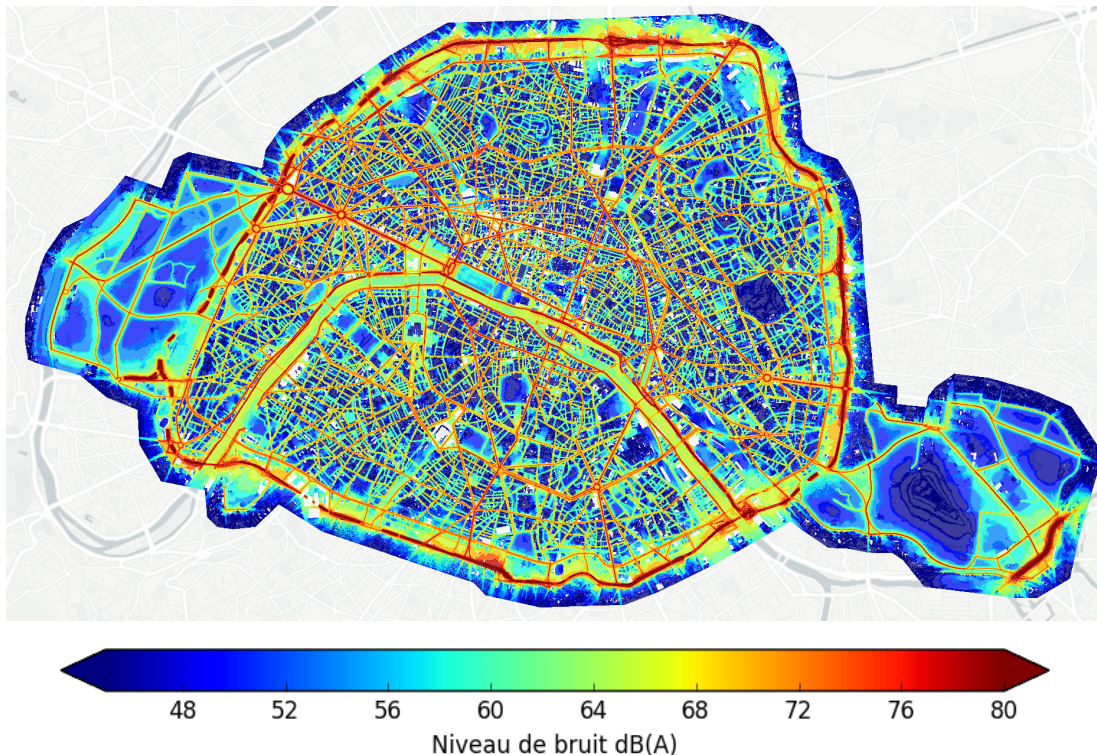


FIGURE I.2. – Carte de simulation du bruit routier à Paris (niveau L_{day} , en dB(A)).
Source : agence d'écologie urbaine de la ville de Paris, direction des espaces verts et de l'environnement.

Différentes stratégies de modélisation peuvent être adoptées. En fonction du niveau de précision désiré et des contraintes techniques et matérielles, les méthodes employées peuvent faire appel à des heuristiques simples, des méthodes de type tracé de rayons, ou résoudre les équations de l'acoustique sur le domaine étudié en utilisant des méthodes

numériques de type éléments finis. Quelle que soit la méthode envisagée, la première étape de modélisation consiste à définir les sources de bruit et l'environnement dans lequel a lieu sa propagation.

Les sources sont définies par leur localisation, leur directivité, leurs puissance et profil fréquentiel au cours du temps. Le profil du bruit rayonné par une source dépend fortement de sa nature. Pour cette raison, des méthodes de calcul spécifiques ont été établies pour différentes catégories de sources : le trafic routier (ABBALÉA, ANDRY et al., 2009 ; BESNARD, HAMET et al., 2009), ferroviaire (LEEUWEN, 2000), aérien (CEAC, 1997), et le bruit industriel (norme ISO 9613-2). Le trafic routier étant l'une des principales sources de bruit environnemental en milieu urbain, son estimation a une influence capitale sur les résultats d'une modélisation. Le trafic est généralement également estimé par simulation numérique (voir, p. ex., MAI, 2006).

L'environnement correspond au milieu de propagation et à tous les éléments physiques qui se trouveront sur une trajectoire acoustique reliant une source à un *récepteur*, c'est-à-dire un point de l'espace où on cherche à calculer une valeur de bruit. La géométrie du terrain, le caractère réfléchissant ou absorbant des matériaux constituant ce terrain, les conditions météorologiques (direction et vitesse du vent, température) sont autant de paramètres qui ont une influence forte sur les résultats. La propagation de l'énergie acoustique peut se faire de manière directe entre source et récepteur, mais il est nécessaire de considérer les phénomènes de réflexion spéculaire ou d'absorption par les surfaces, de diffraction aux frontières des objets, et d'absorption atmosphérique.

Le cadre méthodologique européen CNOSSOS (KEPHALOPOULOS, PAVIOTTI et ANFOSSO LEDEE, 2012) établit un guide de « bonnes pratiques » (EUROPEAN COMMISSION WORKING GROUP : ASSESSMENT OF EXPOSURE TO NOISE (WG-AEN), 2007) visant à aider la mise en œuvre de l'END. Généralement, les méthodes recommandées sont basées sur des heuristiques dépendant d'un certain nombre de paramètres concernant les sources et l'environnement, dont l'estimation, à la charge de l'état membre, conditionne la précision des résultats. Le calcul du niveau de bruit à un récepteur donné s'effectue en sommant les contributions énergétiques (équation (I.5)) en provenance des sources environnantes. La prise en compte de phénomènes d'interférences, c'est-à-dire de l'interaction cohérente de signaux issus d'une même source, est généralement limitée aux rayons se propageant dans un même plan vertical. Afin de limiter la complexité des calculs, l'étendue spatiale considérée autour d'une source, ainsi que le nombre de réflexions et de diffractions à considérer sur le trajet d'un rayon issu de cette source sont souvent bornés.

Parmi les logiciels de simulation disponibles on peut citer par exemple :

- **CadNaa** et **SoundPlan**, deux logiciels industriels largement répandus ;
- **TRANEX** (GULLIVER, MORLEY et al., 2015) et **NoiseModelling** (FORTIN, BOCHER et al., 2012), deux logiciels libres développés récemment au sein d'équipes de recherche européennes.

I.3.2. Exposition et aspects qualitatifs

Lors de la modélisation, des récepteurs sont placés au niveau des façades les plus exposées des bâtiments d'habitation (KEPHALOPOULOS, PAVIOTTI et ANFOSSO LEDEE, 2012). En établissant une correspondance entre le nombre d'habitants (préalablement

estimé) de chacun des immeubles et les niveaux de bruit qui sont calculés aux récepteurs situés sur cet immeuble, on obtient une estimation de l'exposition globale de la population urbaine. D'autres associations sont possibles, par exemple, HAVARD, REICH, BEAN et CHAIX, 2011 calculent l'exposition des participants de l'étude en considérant le voisinage autour de leur lieu d'habitation. Ce voisinage est défini par un cercle de 250 m autour du lieu de résidence. La question du mode de définition et de la taille du voisinage à considérer a une influence importante sur les niveaux d'exposition estimés (TENAILLEAU, BERNARD et al., 2015).

Cette mesure de l'exposition est donc purement quantitative et n'intègre pas d'aspect perceptifs. Il est pourtant clair que la gêne est intrinsèquement liée à la nature du bruit, au-delà de l'énergie qu'il contient : un concert de musique peut être apprécié alors que son niveau sonore est très élevé, tandis que les bruits de voisinage sont source de nombreuses plaintes, alors même que leur niveau est souvent faible. Des études psychoacoustiques, telles que LAVANDIER et DEFRÉVILLE, 2006, cherchent à déterminer les liens qui peuvent exister entre les indicateurs acoustiques objectifs (calculés) et les jugements subjectifs exprimés par des participants exposés à un certain environnement sonore.

À titre indicatif, les niveaux d'exposition à ne pas dépasser, tels que recommandés par l'organisation mondiale de la santé (OMS) sont de 55 dB(A) en journée et 40 dB(A) en niveau équivalent L_{night} la nuit (HURTLEY, 2009). En effet, la sensibilité et la gêne potentielle varient en fonction de l'activité considérée, et donc du moment de la journée. Dans cette perspective, il semblerait profitable de disposer d'une représentation du bruit temporalisée à une échelle plus fine que les 3 périodes définies section I.2.4.1. Des niveaux moyens tels que L_{day} , L_{evening} et L_{night} ne permettent pas de déceler des dynamiques locales. Un des objectifs de cette thèse est de tenter de pallier cette limitation à travers des méthodes qui génèrent des cartes horaires. Cette question est traitée dans le chapitre IV de ce manuscrit.

I.4. Assimilation de données

Les méthodes d'assimilation de données permettent de combiner les produits d'un modèle numérique avec des mesures. Elles furent développées dès les années 1950 dans le domaine de la météorologie (voir, p. ex., BERGTHÖRSSON et DÖÖS, 1955). Leur objectif est d'estimer en chaque point du modèle, de la manière la plus réaliste possible, la valeur d'une ou plusieurs variables, représentées sous la forme d'un vecteur d'état. Une revue des méthodes classiques d'assimilation de données peut être trouvée dans BOUTTIER et COURTIER, 1999. L'application de telles méthodes se traduit par le calcul d'une *analyse*, qui combine la connaissance théorique du système étudié et celle qu'on tire de son *observation*. La section I.4.1 donne une formalisation générale du problème, la notion d'erreur étant détaillée en section I.4.2. Nous présentons ensuite des méthodes d'assimilation employées en pratique dans les sections I.4.3 et I.4.4.

I.4.1. Formalisation

Vecteur d'état Dans le cas général, la variable étudiée \mathbf{x} est un champ vectoriel et appartient à un espace de dimension infinie \mathcal{B} . Les calculs de simulation étant issus d'ou-

tils informatiques, on se donne une représentation discrète du vecteur d'état $\mathbf{x}^t \in \mathbb{R}^n$ (pour «true») de dimension n . Formellement, cela se traduit par l'opération suivante :

$$\mathbf{x}^t = \mathbf{\Pi}(\mathbf{x}), \quad (\text{I.10})$$

où $\mathbf{\Pi}: \mathcal{B} \rightarrow \mathbb{R}^n$ est un opérateur permettant d'obtenir une représentation de \mathbf{x} dans \mathbb{R}^n . Typiquement, $\mathbf{\Pi}$ peut opérer la discrétisation du domaine spatial étudié en une grille de points régulièrement espacés.

Ébauche La connaissance théorique *a priori* du système, également nommée *ébauche*, est notée $\mathbf{x}^b \in \mathbb{R}^n$ (pour «background»). Elle est une estimation directe de \mathbf{x}^t . Cette estimation peut être effectuée à l'aide du modèle ou être le produit d'une analyse précédemment effectuée dans le cadre de méthodes dites *séquentielles* (voir section I.4.4).

Observations Les *observations* du système, représentées par le vecteur $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^p$, permettent de réduire l'erreur commise par le modèle. La comparaison des observations et du vecteur d'état n'est pas immédiate :

- les observations n'ont pas de raison d'être effectuées aux points de grille du modèle ;
- les grandeurs observées peuvent ne pas correspondre aux variables constituant le vecteur d'état, mais plutôt être des fonctions plus ou moins complexes de ces variables.

On a donc recours à un *opérateur d'observation* H , liant l'espace du vecteur d'état à celui des observations, permettant ainsi la comparaison :

$$H: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^p \quad (\text{I.11})$$

$$\mathbf{x}^t \mapsto H(\mathbf{x}^t). \quad (\text{I.12})$$

Généralement, on n'a accès qu'à une faible part des variables d'état du système à travers l'observation, et $p \ll n$.

Interprétation probabiliste Comme cela sera développé dans la section suivante, les représentations du vecteur d'état fournies par l'ébauche et les observations sont entachées d'erreurs inconnues, que nous représentons par des vecteurs aléatoires. La qualité de l'estimation des distributions associées à ces vecteurs aléatoires conditionne la pertinence de l'analyse offerte par assimilation de données, qui revêt donc inévitablement un caractère statistique, et se formule naturellement dans le cadre de l'inférence bayésienne (voir COHN, 1997, pour une exposition des méthodes d'assimilation du point de vue de la théorie de l'information). On associe à \mathbf{x} et \mathbf{y} des distributions de probabilités $p(\mathbf{x})$ et $p(\mathbf{y})$. Selon la formule de Bayes, on a :

$$p(\mathbf{x} | \mathbf{y}) = \frac{p(\mathbf{x}) p(\mathbf{y} | \mathbf{x})}{p(\mathbf{y})} \propto p(\mathbf{x}) p(\mathbf{y} | \mathbf{x}). \quad (\text{I.13})$$

Dans l'équation précédente, $p(\mathbf{x})$ représente la connaissance *a priori* que nous avons du vecteur d'état, $p(\mathbf{y} | \mathbf{x})$ concerne l'erreur commise lors de la comparaison entre les observations et ce vecteur d'état. La phase d'analyse correspond à calculer \mathbf{x}^a comme un

estimateur de \mathbf{x}^t basé sur la distribution conditionnelle $p(\mathbf{x} | \mathbf{y})$. Le choix de l'estimateur n'est pas unique : il peut s'agir de l'espérance conditionnelle $\mathbf{x}^a = \mathbb{E}(\mathbf{x} | \mathbf{y})$ de la distribution, mais d'autres choix sont possibles, comme par exemple le maximum *a posteriori* :

$$\mathbf{x}^a = \operatorname{argmax}_{\mathbf{x}} p(\mathbf{x} | \mathbf{y}) = \operatorname{argmax}_{\mathbf{x}} \frac{p(\mathbf{y} | \mathbf{x})p(\mathbf{x})}{\int_{\zeta} p(\mathbf{y} | \zeta)p(\zeta) d\zeta} = \operatorname{argmax}_{\mathbf{x}} p(\mathbf{y} | \mathbf{x})p(\mathbf{x}). \quad (\text{I.14})$$

I.4.2. Erreurs

Différentes approximations et hypothèses sont effectuées afin d'estimer \mathbf{x} , ce qui se traduit en termes d'erreurs associées aux variables précédemment décrites. Nous exposons dans cette section la nature des erreurs associées à chacune des composantes du système d'assimilation, ainsi que les propriétés statistiques attendues en vue de la production d'une analyse \mathbf{x}^a .

I.4.2.1. Catégorisation des erreurs

Erreur d'observation Les erreurs associées à l'observation sont de plusieurs natures. Dans la section précédente, on a introduit l'opérateur H permettant de comparer des éléments de l'espace du vecteur d'état discrétisé \mathbf{x}^t et ceux de l'espace des observations. On peut en réalité souhaiter comparer \mathbf{y} à l'état continu \mathbf{x} , et non \mathbf{x}^t , à travers un opérateur $h: \mathcal{B} \rightarrow \mathbb{R}^p$. D'autre part, à toute observation est associée une erreur *instrumentale* \mathbf{e}^i , reflétant les qualités métrologiques de l'instrument de mesure ayant servi à effectuer cette observation. On a ainsi :

$$\mathbf{y} = h(\mathbf{x}) + \mathbf{e}^i. \quad (\text{I.15})$$

Le passage à la représentation discrète \mathbf{x}^t de \mathbf{x} entraîne une erreur supplémentaire appelée erreur de *représentativité* :

$$\mathbf{e}^r = h(\mathbf{x}) - H(\mathbf{x}^t) = h(\mathbf{x}) - H(\mathbf{\Pi}(\mathbf{x})). \quad (\text{I.16})$$

Finalement, on obtient une erreur d'observation \mathbf{e}^o , qui est la somme des deux précédentes erreurs :

$$\mathbf{y} = h(\mathbf{x}) + \mathbf{e}^i = H(\mathbf{x}^t) + \mathbf{e}^r + \mathbf{e}^i \quad (\text{I.17})$$

$$= H(\mathbf{x}^t) + \mathbf{e}^o, \quad (\text{I.18})$$

c'est-à-dire

$$\mathbf{e}^o = \mathbf{y} - H(\mathbf{x}^t). \quad (\text{I.19})$$

Erreur d'ébauche et erreur d'analyse Les erreurs d'ébauche et d'analyse mesurent respectivement les écarts des estimations *a priori* et *a posteriori* à \mathbf{x}^t :

$$\mathbf{e}^b = \mathbf{x}^b - \mathbf{x}^t, \quad (\text{I.20})$$

$$\mathbf{e}^a = \mathbf{x}^a - \mathbf{x}^t. \quad (\text{I.21})$$

I.4.2.2. Statistiques d'erreur

Plusieurs méthodes permettent d'obtenir une analyse, en fonction des caractéristiques du problème à résoudre : sa taille, sa dynamique, les ressources informatiques disponibles, etc. Quelle que soit la méthode employée, la qualité de l'analyse dépendra de notre capacité à estimer les différents erreurs et leurs propriétés statistiques.

On suppose que chaque erreur possède un moment d'ordre deux, c'est-à-dire une matrice de covariance. On définit ainsi :

- $\mathbf{R} = \text{Var}(e^o) = \mathbb{E}(e^o(e^o)^T) \in \mathbb{R}^{p \times p}$ la matrice de covariance d'erreur d'observation. On fait souvent l'hypothèse que cette matrice est diagonale, c'est-à-dire que les erreurs d'observation sont indépendantes les unes des autres. Cette hypothèse est généralement raisonnable, mais il peut exister des corrélations, notamment lorsqu'un même appareil de mesure effectue une série d'observations.
- $\mathbf{B} = \text{Var}(e^b) = \mathbb{E}(e^b(e^b)^T) \in \mathbb{R}^{n \times n}$ la matrice de covariance d'erreur d'ébauche. L'erreur de la variable étudiée a une certaine structure de covariance spatiale. Soit un couple d'entiers $(i, j) \in \llbracket 1; n \rrbracket^2$, $i \neq j$, le terme extra-diagonal $B_{ij} = \text{cov}(e_i^b, e_j^b)$ de \mathbf{B} décrit la covariance entre les erreurs d'ébauche commises aux points i et j du vecteur d'état. L'estimation de \mathbf{B} permet de rendre compte de la covariance spatiale de l'erreur sur l'ensemble du domaine étudié, et conditionne ainsi la correction apportée lors de l'analyse.
- $\mathbf{A} = \text{Var}(e^a) = \mathbb{E}(e^a(e^a)^T) \in \mathbb{R}^{n \times n}$ la matrice de covariance d'erreur d'analyse. C'est une « mise à jour » de \mathbf{B} après analyse, en ce sens qu'elle contient l'information de la covariance d'erreur spatiale du vecteur d'état *a posteriori*. En particulier, la diagonale de \mathbf{A} contient l'estimation de la variance d'erreur *a posteriori* en chaque point de grille du modèle.

On suppose de plus que les matrices de covariance d'erreur sont définies positives, ce qui correspond au fait qu'aucune des composantes de \mathbf{x}^b ou \mathbf{y} n'est exempte d'erreurs.

I.4.3. Interpolation optimale : analyse BLUE

On présente dans cette section une méthode d'assimilation de données « statique », dans la mesure où elle ne comprend pas de modèle dynamique M (voir section I.4.4) ; on cherche à calculer l'état du système à un instant donné. Des présentations approfondies peuvent être trouvées dans p.ex., BOUTTIER et COURTIER, 1999 ; GELB, 1974.

La méthode produit une analyse qui est une correction de l'ébauche à partir des observations : c'est donc une interpolation statistique. On souhaite que cette interpolation soit optimale, au sens où on cherche à minimiser l'erreur d'analyse e^a . Nous supposons ici que l'opérateur H est linéaire, et le notons \mathbf{H} . On suppose également que l'ébauche et les observations n'ont pas de biais :

$$\mathbb{E}(e^b) = \mathbf{0}_n \quad \text{et} \quad \mathbb{E}(e^o) = \mathbf{0}_p,$$

et que l'erreur d'observation est décorrélée de l'erreur d'ébauche :

$$\mathbb{E}(e^o(e^b)^T) = \mathbf{0}_{p \times n}.$$

On cherche un estimateur \mathbf{x}^a qui soit :

— combinaison linéaire de l'ébauche et des observations :

$$\mathbf{x}^a = \mathbf{L}\mathbf{x}^b + \mathbf{K}\mathbf{y} \quad (\text{I.22})$$

— sans biais :

$$\mathbb{E}(\mathbf{e}^a) = \mathbb{E}(\mathbf{x}^a - \mathbf{x}^t) = \mathbf{0}. \quad (\text{I.23})$$

Or,

$$\begin{aligned} \mathbf{e}^a &= \mathbf{L}\mathbf{x}^b + \mathbf{K}\mathbf{y} - \mathbf{x}^t \\ &= \mathbf{L}\mathbf{x}^b - \mathbf{L}\mathbf{x}^t + \mathbf{L}\mathbf{x}^t + \mathbf{K}\mathbf{y} - \mathbf{K}\mathbf{H}\mathbf{x}^t + \mathbf{K}\mathbf{H}\mathbf{x}^t - \mathbf{x}^t \\ &= \mathbf{L}\mathbf{e}^b + \mathbf{L}\mathbf{x}^t + \mathbf{K}\mathbf{e}^o + \mathbf{K}\mathbf{H}\mathbf{x}^t - \mathbf{x}^t, \end{aligned}$$

et on a supposé \mathbf{x}^b et \mathbf{y} sans biais, donc on a

$$\mathbb{E}(\mathbf{e}^a) = \mathbf{0} \iff (\mathbf{L} + \mathbf{K}\mathbf{H} - \mathbf{I})\mathbb{E}(\mathbf{x}^t) = \mathbf{0}.$$

Ce qui implique que $\mathbf{L} = \mathbf{I} - \mathbf{K}\mathbf{H}$, et donc que

$$\begin{aligned} \mathbf{x}^a &= (\mathbf{I} - \mathbf{K}\mathbf{H})\mathbf{x}^b + \mathbf{K}\mathbf{y} \\ \mathbf{x}^a &= \mathbf{x}^b + \mathbf{K}(\mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{x}^b). \end{aligned} \quad (\text{I.24})$$

— optimal, c'est-à-dire que $\text{tr}(\mathbf{A})$ soit minimale. On peut exprimer l'erreur d'analyse en fonction des erreurs d'ébauche et d'observation :

$$\begin{aligned} \mathbf{e}^a &= \mathbf{x}^b + \mathbf{K}(\mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{x}^b) - \mathbf{x}^t \\ &= \mathbf{e}^b + \mathbf{K}(\mathbf{e}^o - \mathbf{H}\mathbf{e}^b) \\ &= (\mathbf{I} - \mathbf{K}\mathbf{H})\mathbf{e}^b + \mathbf{K}\mathbf{e}^o \\ \mathbf{e}^a &= \mathbf{L}\mathbf{e}^b + \mathbf{K}\mathbf{e}^o. \end{aligned} \quad (\text{I.25})$$

La matrice de covariance de l'erreur d'analyse \mathbf{A} est donc donnée par

$$\begin{aligned} \mathbf{A} &= \mathbb{E}(\mathbf{e}^a(\mathbf{e}^a)^T) = \mathbb{E}\left((\mathbf{L}\mathbf{e}^b + \mathbf{K}\mathbf{e}^o)(\mathbf{L}\mathbf{e}^b + \mathbf{K}\mathbf{e}^o)^T\right) \\ &= \mathbb{E}\left[(\mathbf{L}\mathbf{e}^b(\mathbf{e}^b)^T\mathbf{L}^T) + (\mathbf{K}\mathbf{e}^o(\mathbf{e}^o)^T\mathbf{K}^T)\right] \\ &= (\mathbf{L}\mathbf{B}\mathbf{L}^T + \mathbf{K}\mathbf{R}\mathbf{K}^T) \\ &= ((\mathbf{I} - \mathbf{K}\mathbf{H})\mathbf{B}(\mathbf{I} - \mathbf{K}\mathbf{H})^T + \mathbf{K}\mathbf{R}\mathbf{K}^T) \end{aligned}$$

car les erreurs \mathbf{e}^b et \mathbf{e}^o sont par hypothèse décorréliées.
Soit la variation \mathbf{V} sous l'élément infinitésimal $\delta\mathbf{K}$

$$\mathbf{V} = \mathbf{A}(\mathbf{K} + \delta\mathbf{K}) - \mathbf{A}(\mathbf{K}).$$

À l'optimum, on doit avoir

$$\text{tr}(\mathbf{A}(\mathbf{K} + \delta\mathbf{K})) - \text{tr}(\mathbf{A}(\mathbf{K})) = \text{tr}(\mathbf{V}) = 0,$$

on cherche alors la valeur du gain \mathbf{K}^* qui satisfait cette condition.

$$\begin{aligned} \mathbf{V} = & -\delta\mathbf{K}\mathbf{H}\mathbf{B} + \delta\mathbf{K}\mathbf{H}\mathbf{B}\mathbf{H}^T\mathbf{K}^T - \mathbf{B}\mathbf{H}^T\delta\mathbf{K}^T + \mathbf{K}\mathbf{H}\mathbf{B}\mathbf{H}^T\delta\mathbf{K}^T - \delta\mathbf{K}\mathbf{H}\mathbf{B}\mathbf{H}^T\delta\mathbf{K}^T \\ & + \mathbf{K}\mathbf{R}\delta\mathbf{K}^T + \delta\mathbf{K}\mathbf{R}\delta\mathbf{K}^T + \delta\mathbf{K}^T\mathbf{R}\mathbf{K}. \end{aligned}$$

En négligeant les termes d'ordre 2, en utilisant le fait que $\text{tr}(\mathbf{M}) = \text{tr}(\mathbf{M}^T)$ et que \mathbf{B} et \mathbf{R} sont symétriques, on a

$$\text{tr}(\mathbf{V}) = 2 \text{tr} \left((-\mathbf{B}\mathbf{H}^T + \mathbf{K}\mathbf{H}\mathbf{B}\mathbf{H}^T + \mathbf{K}\mathbf{R})\delta\mathbf{K}^T \right), \quad (\text{I.26})$$

donc

$$\text{tr}(\mathbf{V}) = 0 \iff \mathbf{K}^*\mathbf{H}\mathbf{B}\mathbf{H}^T + \mathbf{K}^*\mathbf{R} = \mathbf{B}\mathbf{H}^T,$$

soit

$$\mathbf{K}^* = \mathbf{B}\mathbf{H}^T \left(\mathbf{H}\mathbf{B}\mathbf{H}^T + \mathbf{R} \right)^{-1}. \quad (\text{I.27})$$

L'estimateur associé à cette analyse se nomme ainsi *BLUE*, pour «Best Linear Unbiased Estimator». La matrice \mathbf{K} est appelée *matrice de gain*. Ses coefficients dépendent des incertitudes supposées concernant l'ébauche et les observations, et des structures de covariances associées. Dans l'équation (I.24), le terme $\mathbf{d}_b^o = \mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{x}^b$, nommé vecteur des *innovations*, correspond aux différences entre les valeurs observées et les termes d'ébauche correspondants. L'incrément $\delta\mathbf{x}^a = \mathbf{x}^a - \mathbf{x}^b$ entre l'ébauche et l'analyse résulte de l'application de la matrice de gain aux innovations. Cet incrément est déterminé en fonction de la structure de covariance décrite à travers \mathbf{B} , de la localisation spatiale des observations, et des niveaux de confiance accordés respectivement à l'ébauche et aux observations.

Prenons un exemple où le vecteur d'état est de dimension 2, et une observation de la deuxième composante de \mathbf{x}^b est fournie. On a

$$\mathbf{x}^b = \begin{pmatrix} x_1^b \\ x_2^b \end{pmatrix}, \quad \mathbf{H} = \begin{pmatrix} 0 & 1 \end{pmatrix}.$$

D'autre part, soient σ_b^2 la variance d'erreur d'ébauche, σ_o^2 la variance d'erreur d'observation, et $\rho \in [-1; 1]$ la corrélation existant entre les erreurs de la première et de la seconde composante de \mathbf{x}^b . Les matrices des erreurs s'écrivent

$$\mathbf{B} = \begin{pmatrix} \sigma_b^2 & \rho\sigma_b^2 \\ \rho\sigma_b^2 & \sigma_b^2 \end{pmatrix} = \sigma_b^2 \begin{pmatrix} 1 & \rho \\ \rho & 1 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{R} = \sigma_o^2\mathbf{I}_1 = \sigma_o^2.$$

Le gain optimal est donné par

$$\begin{aligned} \mathbf{K}^* &= \sigma_b^2 \begin{pmatrix} 1 & \rho \\ \rho & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix} \left(\begin{pmatrix} 0 & 1 \end{pmatrix} \sigma_b^2 \begin{pmatrix} 1 & \rho \\ \rho & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix} + \sigma_o^2 \right)^{-1} \\ &= \sigma_b^2 \begin{pmatrix} \rho \\ 1 \end{pmatrix} (\sigma_b^2 + \sigma_o^2)^{-1} \end{aligned}$$

L'analyse est alors calculée comme

$$\begin{aligned} \mathbf{x}^a &= \mathbf{x}^b + \mathbf{K}^*(y - \mathbf{H}\mathbf{x}^b) \\ &= \mathbf{x}^b + \frac{\sigma_b^2}{\sigma_b^2 + \sigma_o^2} \begin{pmatrix} \rho \\ 1 \end{pmatrix} (y - x_2^b). \end{aligned}$$

On voit donc que la valeur de x_2^a est modifiée en fonction de la valeur de l'innovation, pondérée par le rapport $\frac{\sigma_b^2}{\sigma_b^2 + \sigma_o^2}$. On peut étudier deux cas extrêmes :

— si la confiance en l'observation est très grande, alors $\sigma_o^2 \ll \sigma_b^2$ et

$$x_2^a \simeq x_2^b + (y - x_2^b) = y;$$

— si la confiance en l'observation est très faible, alors $\sigma_o^2 \gg \sigma_b^2$ et

$$x_2^a \simeq x_2^b + 0 \times (y - x_2^b) = x_2^b,$$

et on conserve l'information amenée par l'ébauche.

Le même raisonnement est valable pour la première composante de \mathbf{x}^a , mais l'incrément d'analyse est de plus pondéré par ρ , c'est-à-dire la corrélation supposée entre l'erreur e_1^b et l'erreur e_2^b .

Après calcul de l'analyse, la matrice \mathbf{A} contient la structure de covariance d'erreur *a posteriori* du vecteur d'état. Cela permet de quantifier de manière pratique l'apport de l'analyse. En particulier, les termes diagonaux de \mathbf{A} contiennent la variance de l'erreur après analyse en chaque point de grille. Lorsque le gain est optimal, on peut montrer que l'expression de \mathbf{A} se simplifie à :

$$\mathbf{A} = (\mathbf{I} - \mathbf{KH}) \mathbf{B}. \quad (\text{I.28})$$

Une mise en œuvre pratique de cette méthode est proposée dans le chapitre **IV** de ce manuscrit, à travers une expérience d'assimilation de données de bruit à l'échelle du quartier.

I.4.4. Assimilation de données séquentielle et méthodes variationnelles

Dans les cas où on souhaite étudier l'évolution d'un vecteur d'état au cours du temps, il est possible d'intégrer cette dynamique dans le système d'assimilation de données à l'aide de méthodes dites séquentielles.

L'évolution temporelle du vecteur d'état est modélisée par

$$\mathbf{x}_{k+1} = g(\mathbf{x}_k), \quad (\text{I.29})$$

où k est un indice temporel, g est un opérateur englobant les équations aux dérivées partielles et forçages qui gouvernent la dynamique du système. Des analyses sont produites au fur et à mesure que de nouvelles observations du système sont disponibles afin d'être assimilées.

Le modèle g est imparfait, et ainsi source d'erreur. De la même manière que pour les observations, nous sommes également en présence d'une erreur de représentativité due au passage de \mathcal{B} à \mathbb{R}^n . Soit

$$\begin{aligned} M: \mathbb{R}^n &\rightarrow \mathbb{R}^n \\ \mathbf{x}_k^t &\mapsto \mathbf{x}_{k+1}^t \end{aligned} \quad (\text{I.30})$$

l'opérateur qui au vecteur d'état discret à l'instant k associe l'état à l'instant $k + 1$, nous avons

$$\mathbf{x}_{k+1}^t = \mathbf{\Pi}(g(\mathbf{x}_k)) = M(\mathbf{x}_k^t) + \mathbf{e}^m, \quad (\text{I.31})$$

soit

$$\mathbf{e}^m = \mathbf{\Pi}(g(\mathbf{x}_k)) - M(\mathbf{x}_k^t). \quad (\text{I.32})$$

Le moment d'ordre 2 associé à cette erreur est $\mathbf{Q} = \text{Var}(\mathbf{e}^m) = \mathbb{E}(\mathbf{e}^m(\mathbf{e}^m)^T) \in \mathbb{R}^{n \times n}$, la matrice de covariance d'erreur modèle, qui décrit l'incertitude du modèle d'évolution entre deux pas de temps successifs.

La méthode séquentielle de référence fut introduite par KALMAN, 1960, qui donna son nom au désormais célèbre filtre de Kalman. L'assimilation de données à l'aide d'un filtre de Kalman se déroule en deux étapes :

1. une étape d'analyse, similaire à celle de l'analyse BLUE (I.24) ;
2. une étape de prévision, où on utilise le modèle temporel (I.30) afin d'estimer l'évolution du vecteur d'état au cours d'un pas de temps. La matrice de covariance d'erreur associée au vecteur d'état est également mise à jour au cours de cette étape à l'aide du modèle et des erreurs qui y sont associées, de manière à prendre en compte les informations nouvelles apportées par les observations. On obtient ainsi la matrice de covariance d'erreur qui sera utilisée à l'étape d'analyse suivante.

Dans le cadre de cette thèse, nous travaillerons avec des cartes de bruit issues de simulations numériques n'intégrant pas de dimension temporelle. Nous n'aurons donc pas recours à de telles méthodes.

De la même manière que l'analyse BLUE, l'analyse issue du filtre de Kalman est obtenue par calcul algébrique. Il est cependant possible de donner des formulations variationnelles de ces problèmes (voir, p.ex., DALEY, 1993 ; LORENC, 1986). L'analyse est alors obtenue par minimisation d'une fonctionnelle J , qui est fonction des différentes erreurs estimées. Ces formulations sont aujourd'hui largement utilisées de manière opérationnelle dans les domaines de la météorologie et de l'océanographie. Elles présentent deux avantages importants :

- elles possèdent une extension naturelle dans le cas où H n'est pas linéaire ;
- les méthodes algébriques nécessitent le calcul de l'inverse d'une matrice, dans l'expression du gain \mathbf{K} . Lorsque la taille du système devient grande, l'inversion de la matrice $\mathbf{H}\mathbf{B}\mathbf{H}^T + \mathbf{R}$ peut devenir problématique en pratique. La minimisation de J par des méthodes itératives (par exemple, la méthode du gradient conjugué) permet de n'avoir recours qu'à des calculs de type produit matrice-vecteur.

II. Analyse des observations collectées par *Ambiciti*

Ce chapitre est dédié à la présentation de l'application mobile Ambiciti, dont le développement a eu lieu en continu tout au long de cette thèse. On y décrit les différentes fonctionnalités et modes d'utilisation de l'application, ainsi que les données et métadonnées que celle-ci permet de produire. Cette présentation est suivie d'une analyse des données partagées par les utilisateurs de l'application. Cette analyse permet de dégager certaines propriétés de l'exposition des utilisateurs en fonction de paramètres temporels et contextuels, et de formuler des recommandations pour l'exploitation statistique des mesures dans le cadre d'un processus d'assimilation de données.

Sommaire

II.1. Présentation de l'application mobile <i>Ambiciti</i>	34
II.2. Modes d'utilisation	35
II.2.1. Cartes	35
II.2.2. Itinéraires	36
II.2.3. Parcours	36
II.3. Mesure participative	37
II.3.1. Politique de gestion des données	39
II.3.2. Métadonnées associées aux observations	39
II.4. Analyse des données <i>Ambiciti</i>	40
II.4.1. Observations : répartitions temporelles et spatiales	40
II.4.2. Niveaux de bruit	40
II.4.2.1. Distribution des niveaux	42
II.4.2.2. Profils	42
II.4.3. Métadonnées contextuelles	43
II.4.3.1. Précision de la localisation	43
II.4.3.2. Capteur de proximité	43
II.4.3.3. Mouvement détecté	46

II.1. Présentation de l'application mobile *Ambiciti*

L'application mobile *Ambiciti*¹, développée à l'Inria, en collaboration avec l'équipe-projet Inria *MiMove* et la PME NUMTECH, a été lancée publiquement en juillet 2015, avec le soutien de la Ville de Paris et sa mission « ville intelligente et durable ». L'application est aujourd'hui disponible gratuitement en français et en anglais sur Google Play (Android) et sur l'App Store (iPhone). L'auteur de ce manuscrit a contribué personnellement :

- à la conception de l'application, en ce qui concerne les données à générer lors des mesures (voir section II.3.2), les différents modes d'utilisation—notamment les modes d'étalonnage et de parcours, respectivement décrits en section III.5 et section II.2.3—et leurs fonctionnalités et usages associés ;
- au développement direct de certaines fonctionnalités, notamment le traitement du signal audio lors de l'acquisition, et son filtrage fréquentiel (voir section III.3.2, et annexe B.2).

L'objectif de l'application est de permettre à l'utilisateur de suivre son exposition personnelle à la pollution sonore et à la pollution atmosphérique. Les niveaux de pollution sonore sont mesurés grâce au microphone du téléphone. Les niveaux de pollution atmosphérique sont calculés à l'endroit où se situe l'utilisateur par simulation numérique avec des modèles de qualité de l'air. Avec le consentement de l'utilisateur, l'application met en place un suivi des expositions par le déclenchement d'une mesure de bruit et d'une géolocalisation toutes les 5 minutes. Le niveau de qualité de l'air est fourni par les serveurs *Ambiciti* selon la géolocalisation. L'application stocke ainsi toutes les 5 minutes le niveau de qualité de l'air et le niveau de bruit. On se référera par la suite à ce mode de fonctionnement par la dénomination de « mesure automatique ».

Les niveaux de qualité de l'air sont disponibles, en temps réel et en prévision des quelques jours à venir, partout dans le monde. Ils sont issus de simulations numériques de la qualité de l'air extérieur, prenant notamment en compte les conditions météorologiques, les émissions des polluants (trafic, industrie, secteur résidentiel, biogéniques), leur transport et leurs réactions chimiques. Pour quelques villes dans le monde, dont Paris, les niveaux de qualité de l'air sont calculés à la résolution de la rue. Tout comme pour le bruit, les variations spatiales de la pollution atmosphérique sont importantes du fait des différences de trafic d'une rue à l'autre. La résolution de la rue est donc importante pour un bon suivi de l'exposition.

Sauf dans le cas de la fonctionnalité de calcul d'itinéraires (cf. section II.2.2), l'estimation de l'exposition au bruit repose uniquement sur la mesure. Lorsque le suivi de l'exposition est activé, une mesure d'un niveau $LA_{eq,5s}$ est réalisée toutes les 5 minutes. Le dernier niveau mesuré est affiché sur l'écran d'accueil de l'application. Il est accompagné du niveau de qualité de l'air qui est aussi mis à jour régulièrement. En plus de la mesure automatique du niveau de bruit toutes les 5 minutes, l'application permet des mesures manuelles, à la demande, afin que l'utilisateur puisse s'informer du niveau de bruit ambiant à un instant précis. L'historique de ces niveaux, mesurés manuellement ou automatiquement, permet de constituer une évaluation de l'exposition de l'utilisateur aux pollutions. Les moyennes horaires et journalières sont consultables pour le bruit et l'air. La répartition des niveaux d'exposition est affichée sous forme de

1. L'application était initialement nommée *SoundCity*, et portait uniquement sur la pollution sonore.



FIGURE II.1. – Écran d'accueil d'*Ambiciti* avec la pollution atmosphérique locale et le bruit ambiant (gauche), et écran des statistiques d'exposition (droite).

camembert, comme l'illustre la figure II.1.

Des écrans d'aide sont accessibles partout dans l'application pour informer l'utilisateur sur les pollutions sonore et atmosphérique. L'aide explicite les effets des pollutions, pointe leurs sources et les risques associés. L'objectif est de faire progresser la compréhension des pollutions environnementales des utilisateurs du grand public.

Les téléphones n'étant initialement pas conçus pour mesurer des niveaux de bruits, nous avons développé un module *ad-hoc* permettant d'effectuer un étalonnage. Celui-ci consiste à déterminer l'erreur systématique commise par un téléphone, en comparant les niveaux calculés par *Ambiciti*, et ceux produits par un sonomètre. Si un téléphone n'a pas été étalonné, il est parfois tout de même possible d'obtenir une estimation indirecte de son biais en considérant d'autres étalonnages de téléphones du même modèle. Nous développons en détail ces aspects métrologiques dans le chapitre III.

II.2. Modes d'utilisation

II.2.1. Cartes

L'utilisateur peut consulter ses mesures de bruit à tout moment. Celles qui sont géolocalisées sont affichées sur une carte, tel qu'illustré figure II.2. Cette carte propose aussi le niveau de dioxyde d'azote, à l'échelle mondiale et à l'échelle urbaine avec résolution de la rue pour plusieurs villes (actuellement, Helsinki, Paris et la partie nord de la baie de San Francisco). Ces cartes sont fournies par la PME NUMTECH.

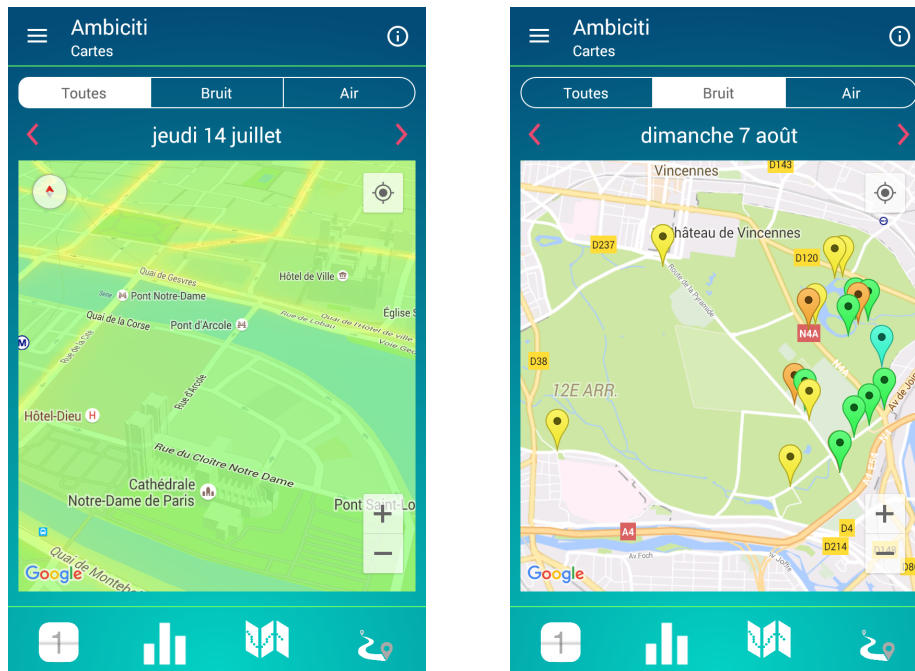


FIGURE II.2. – À gauche, une carte de pollution atmosphérique simulée avec une résolution à l'échelle de la rue. À droite, positions et intensités associées à des mesures de bruit géolocalisées.

II.2.2. Itinéraires

Grâce aux cartes de pollution à la résolution de la rue, l'application *Ambiciti* fournit un service d'itinéraire. L'application propose un chemin qui minimise l'exposition à la pollution de l'air ou à la pollution sonore, comme illustré figure II.3. Le service est disponible pour le bruit, l'air ou les deux, selon la disponibilité des cartes de pollution sur les villes. Dans le cas du bruit, il s'agit des cartes de simulation généralement produites par les services de gestion de l'environnement de la ville. La population couverte est d'environ 30 millions d'habitants, avec Amsterdam, Hambourg, Helsinki, Paris, Grand Londres, Grand Lyon, San Francisco, les villes suisses, etc.

II.2.3. Parcours

Un mode de mesure, dit « de parcours », permet de réaliser des mesures intensives, seul ou en groupe. L'objectif est de permettre la cartographie d'un quartier par des mesures nombreuses et bien contrôlées. Dans ce mode, l'utilisateur choisit la fréquence et la durée des mesures. Les mesures peuvent être prises en continu, ce qui est l'utilisation la plus courante. Le téléphone est tenu par l'utilisateur qui veille à prendre des mesures de qualité. Il peut supprimer manuellement des mesures qui auraient été entachées d'erreurs. La figure II.4 illustre le mode « parcours ».

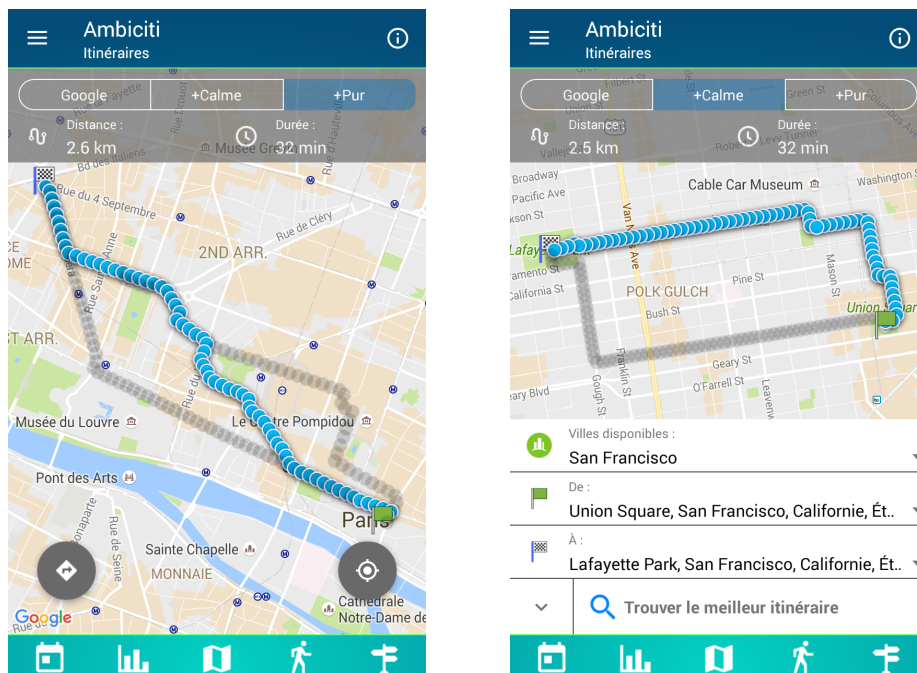


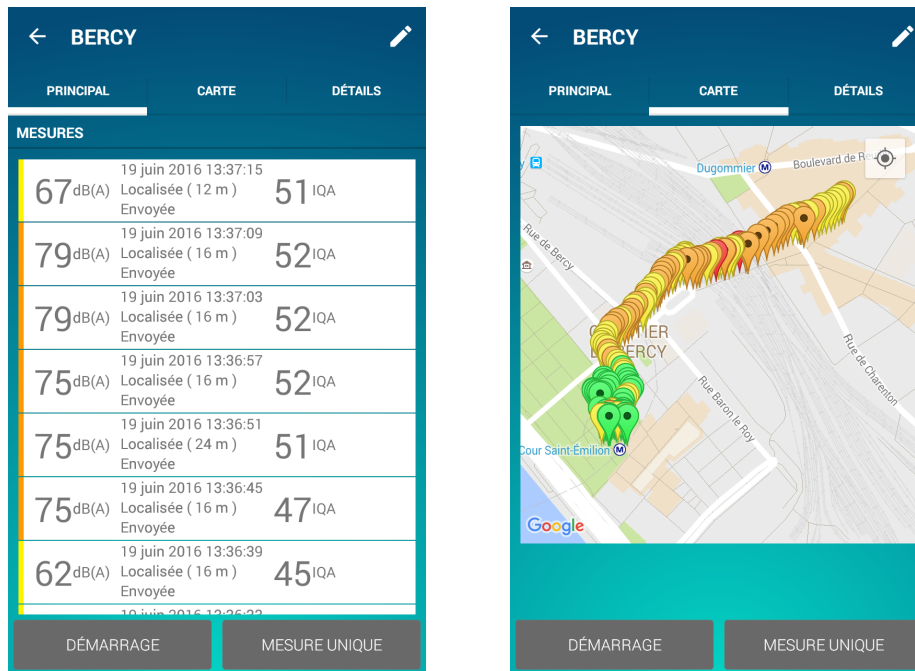
FIGURE II.3. – Service d’itinéraire, ici sur Paris et San Francisco. À gauche, on distingue les 3 itinéraires proposés : distance la plus courte, chemin le moins bruyant, chemin avec air le plus pur (sélectionné).

II.3. Mesure participative

Beaucoup d’utilisateurs acceptent de partager leurs mesures collectées automatiquement par *Ambiciti*. Cette participation apporte un grand nombre de mesures. La figure II.5 montre des mesures géolocalisées et collectées dans Paris et ses environs, sur une période de 8 heures. En août 2017, plus de 89 millions de mesures $LA_{eq,5s}$ ont été collectées, dont 6,5 millions sont localisées dans Paris *intra-muros*. Cependant, beaucoup de mesures ne sont pas exploitables pour améliorer les cartes de bruit. Certaines sont réalisées alors que le téléphone est dans un sac ou une poche. D’autres ne sont pas géolocalisées. Il faut aussi être capable de distinguer les mesures prises en intérieur de celles prises en extérieur. Le traitement de ces mesures automatiques est donc un sujet difficile qui fait l’objet du chapitre V de ce manuscrit.

Toutefois, le mode « parcours » permet d’obtenir des mesures de meilleure qualité car elles sont généralement réalisées avec l’objectif de cartographier un voisinage. Les mesures sont prises en extérieur, les participants prennent soin d’activer une géolocalisation précise et les téléphones sont tenus en main. On constate en pratique que l’ensemble des mesures est de bonne qualité.

Des personnes isolées réalisent des parcours, par exemple pour tester différents trajets entre leur domicile et leur travail. Des associations organisent spontanément des parcours de mesure avec des habitants d’un quartier. D’autres parcours ont été organisés par l’équipe *Ambiciti*, notamment avec la Ville de Paris. De telles sessions de mesures participatives ont été mises à profit pour la correction de cartes de simulation pré-existantes à travers une méthode d’assimilation de données, comme cela est détaillé



(a) Liste des mesures.

(b) Carte des mesures.

FIGURE II.4. – Mesures d'un parcours. Ces mesures sont collectées de façon à cartographier un quartier.

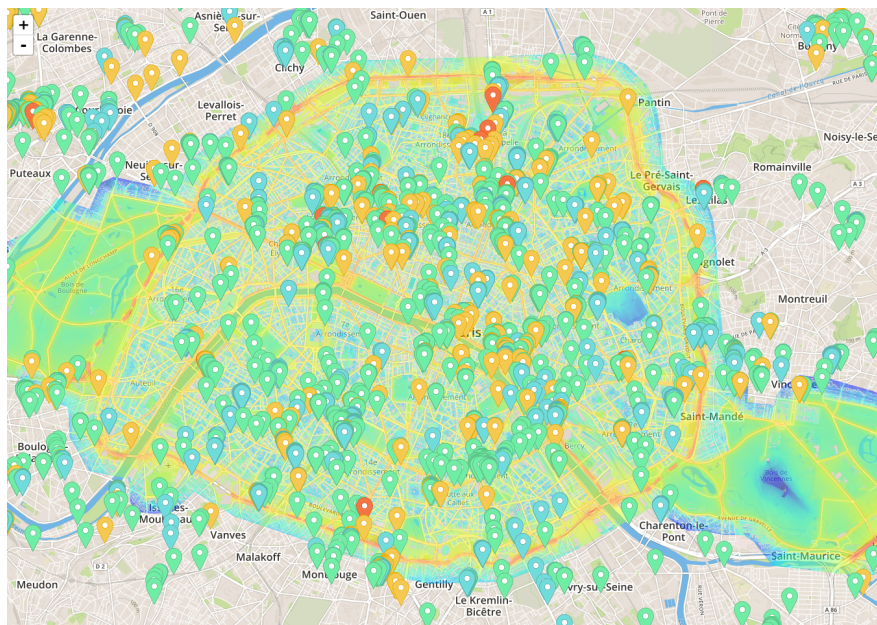


FIGURE II.5. – Exemple de mesures géolocalisées et collectées à Paris sur une période de 8 heures.

et illustré en section IV.6 de ce manuscrit.

II.3.1. Politique de gestion des données

Aucun enregistrement sonore n'est conservé ou envoyé; seul le niveau sonore est enregistré. L'utilisateur peut décider si l'application réalise ou non des mesures automatiques tout au long de la journée. Il peut accepter ou refuser d'envoyer ses mesures de manière anonyme pour analyse par l'équipe *Ambiciti*. Dans tous les cas, il conserve un accès à ses mesures directement sur le téléphone et peut les exporter dans un fichier pour ses propres analyses. Si l'utilisateur accepte de partager ses mesures de bruit, elles sont communiquées aux serveurs *Ambiciti* par le téléphone, contribuant ainsi à la mesure participative.

II.3.2. Métadonnées associées aux observations

Dans le cas où l'utilisateur accepte de partager ses données, des informations de contexte sont aussi envoyées afin de faciliter leur analyse et leur exploitation :

Niveau de bruit Un niveau $LA_{eq,T}$, ainsi qu'une éventuelle estimation du biais de l'appareil sont transmis. Le signal est également subdivisé en fragments de 125 ms dont les niveaux $LA_{eq,T}$ respectifs sont calculés, afin d'informer sur la variabilité du signal enregistré.

Horodateur L'instant d'exécution d'une mesure permet d'informer sur la dynamique temporelle de l'environnement sonore.

Identifiant téléphone, informations matérielles Un identifiant unique, mais anonyme, du téléphone est envoyé pour le suivi au cours du temps sans toutefois révéler l'identité du contributeur. Le modèle et le constructeur du téléphone sont également communiqués : ces éléments peuvent être associés à une estimation du biais de mesure (voir chapitre III).

Géolocalisation La localisation du téléphone au moment de la mesure est communiquée sous la forme d'un triplet $(\psi, \lambda, \sigma_{loc})$, où ψ désigne la latitude, λ la longitude, et σ_{loc} une mesure de l'incertitude associée à la géolocalisation. Cette donnée est bien entendu essentielle dans l'optique de construction de cartes de bruit.

Mode de mesure Il s'agit du mode utilisé (voir section II.2) lors de la mesure, parmi les suivants : manuel, automatique, étalonnage, ou parcours.

Proximité Un capteur de proximité, généralement placé au dessus de l'écran du téléphone permet de déterminer si celui-ci était couvert lors de la mesure. Cela est susceptible d'arriver fréquemment, par exemple, lors d'un appel, ou lorsque le téléphone est transporté dans un sac ou une poche.

Type de mouvement En se basant sur les signaux des gyroscopes du téléphone, l'interface de programmation Android² propose une prédiction du mouvement en cours, et, s'il y a lieu, du moyen de locomotion emprunté. À cette prédiction est associée un niveau de confiance. Les catégories prédites sont les suivantes : «STILL», «ON_FOOT», «TILTING», «IN_VEHICLE», «ON_BICYCLE», «UNKNOWN».

2. <https://developers.google.com/android/reference/com/google/android/gms/location/DetectedActivity>

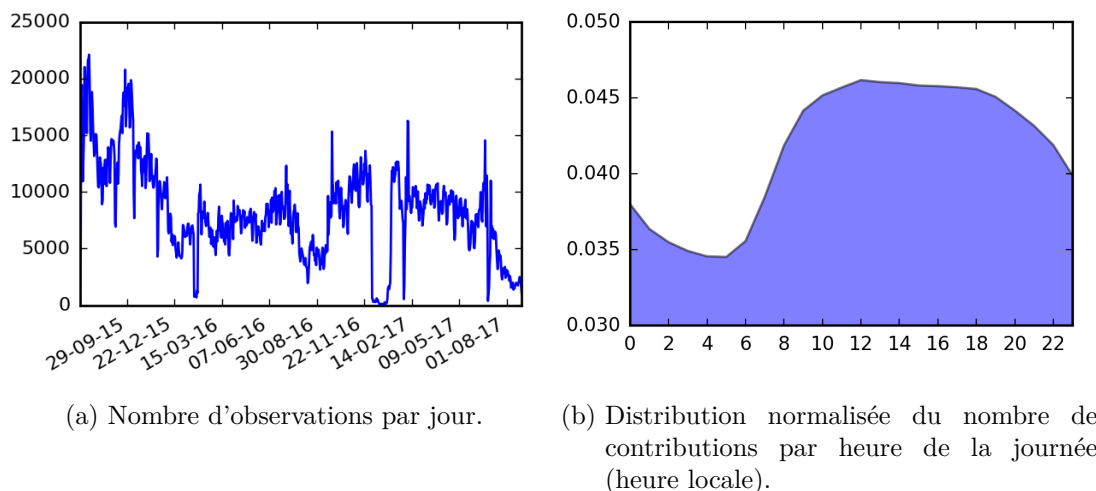


FIGURE II.6. – Observations partagées au cours du temps par les utilisateurs *Ambiciti*.

II.4. Analyse des données *Ambiciti*

Nous présentons dans cette section l'ensemble des données partagées par les utilisateurs d'*Ambiciti* au travers de différentes statistiques. Après une description des répartitions temporelles et spatiales des observations, nous présentons des statistiques relatives aux niveaux de bruit mesurés, ainsi qu'une analyse des données contextuelles associées aux mesures.

II.4.1. Observations : répartitions temporelles et spatiales

La figure II.6a présente le nombre d'observations partagées, par jour, depuis le lancement public de l'application. On observe, après les premiers mois de disponibilité de l'application, une stabilisation autour d'environ 7000 observations communiquées par jour (hormis deux pannes identifiables en janvier et août 2017). La répartition de l'envoi de données *Ambiciti* par les utilisateurs au cours de la journée peut être appréciée figure II.6b. On y constate une baisse, légère d'un point de vue relatif, des envois en période nocturne : une part importante des utilisateurs laisse son téléphone allumé pendant la nuit.

Près de la moitié des mesures automatiques contient une donnée de géolocalisation. Une part importante du territoire français est couverte (figure II.7), mais beaucoup de lieux ne sont pas suffisamment représentés pour qu'une exploitation statistique soit possible. La répartition spatiale de l'ensemble des observations à travers le monde est chiffrée dans le tableau II.1. On constate une utilisation de l'application à l'étranger, mais la grande majorité des observations sont géolocalisées en France, où la communication autour de l'application a été la plus importante.

II.4.2. Niveaux de bruit

Avant d'examiner les niveaux de bruit observés, nous appliquons une correction à chaque mesure afin de compenser, autant que faire se peut, les biais de mesure des

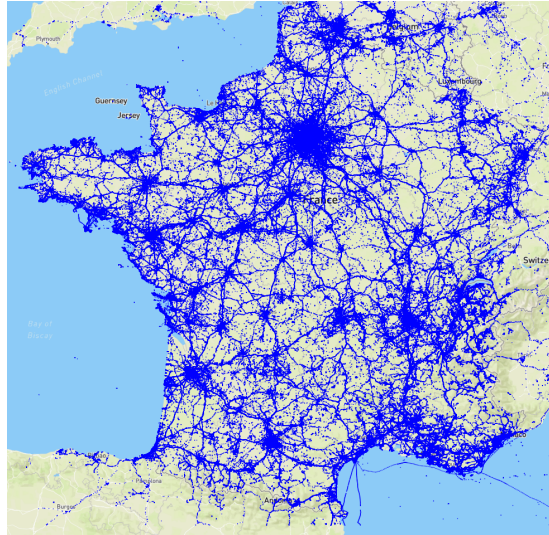


FIGURE II.7. – Couverture des observations en France.

Zone	Nombre d'observations
Total	89 034 616
Non-localisées	47 738 077
France	34 133 164
Union Européenne (France incluse)	36 232 460
Amérique du Nord	1 706 358
Amérique du Sud	469 265
Asie	12 103
Afrique	1 842 300
Autres	1 034 053

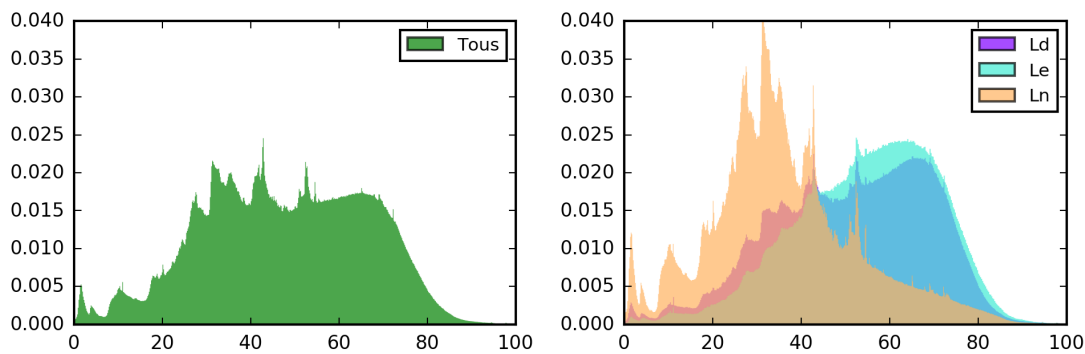
TABLE II.1. – Répartition spatiale des observations.

téléphones mobiles. Comme cela est proposé en section III.5.3 et développé en section V.1.1, nous ne considérons ici que les données provenant de téléphones pour lesquels un étalonnage a été directement effectué, ou, à défaut, dont le modèle coïncide avec celui de téléphones ayant déjà été étalonnés. Cela représente 51% de l'ensemble des observations disponibles. Nous considérons l'ensemble des provenances géographiques, et traitons chaque donnée en considérant l'heure locale.

II.4.2.1. Distribution des niveaux

La distribution des niveaux de bruit est représentée figure II.8a. Tandis que cette distribution est lisse pour des valeurs supérieures à 50 dB(A), on observe des variations importantes, ainsi que des modes localisés autour de 30, 40, et 50 dB(A). Ce phénomène est très nettement observable sur la distribution nocturne, lorsque l'on décompose la distribution globale par périodes de la journée (voir figure II.8b), telles que définies dans les calculs des niveaux L_{day} (de 7h à 19h), L_{evening} (de 19h à 23h) et L_{night} (de 23h à 7h). L'importance relative de mesures indiquant une valeur de bruit inférieure à 20 dB(A) pose également question, car de tels niveaux sont très rarement rencontrés en pratique. Ces anomalies traduisent le comportement non-linéaire des téléphones et les effets de seuil que ce comportement implique lors de la mesure de niveaux faibles (voir section III.4.1).

En conséquence, tout niveau inférieur à 35 dB(A) est ramené à cette valeur au cours de l'analyse menée en section II.4.2.2.



(a) Distribution de l'ensemble des niveaux. (b) Distributions relatives aux périodes temporelles.

FIGURE II.8. – Distribution des niveaux de bruit (dB(A)).

II.4.2.2. Profils

La dynamique temporelle des observations peut être quantifiée au travers de profils horaires moyens du niveau de bruit sur l'ensemble de la journée. On observe très nettement sur la figure II.9a le démarrage des activités de la journée entre 7 h et 10 h, ainsi que deux pics, correspondant certainement à des déplacements à l'heure du déjeuner et au trajet de retour à la maison. Lorsque l'on décompose ce profil (figure II.9b), selon

que l'on considère les jours de semaine ou les jours fériés (week-end ou fêtes), on observe des différences intéressantes : les niveaux de bruits durant la nuit et le matin révèlent un décalage de l'activité vers des heures plus tardives qu'en semaine ; aussi il est plus difficile de distinguer des heures de pointe sur le profil « férié ».

Afin de préciser la variabilité et la reproductibilité des niveaux de bruits observés, on génère des profils horaires en considérant des échantillons de taille de plus en plus importante. La figure II.10 illustre la convergence de profils successifs vers le profil constitué par l'ensemble des observations. À partir de $N = 1000$ observations par tranche horaire, l'allure du profil est très proche de celle du profil « complet ».

II.4.3. Métadonnées contextuelles

Les métadonnées associées aux observations nous permettent de déduire indirectement le contexte de leur exécution. Nous présentons ici différentes statistiques concernant la localisation des observations, l'état du capteur de proximité, et le mouvement prédit. Cette étude de contexte s'avérera par ailleurs indispensable en vue de l'exploitation des mesures automatiques pour la production de cartes de bruit environnemental à l'échelle de la ville que nous entreprenons au chapitre V.

II.4.3.1. Précision de la localisation

Lorsque les observations sont géolocalisées (46% du total), la localisation est générée sous Android par différents *fournisseurs* :

Network produit une estimation par triangulation des signaux des antennes relais du réseau téléphonique mobile (78% des mesures localisées).

GPS est le système de positionnement par satellite (18% des mesures localisées).

Fused produit une estimation en utilisant les deux fournisseurs précédemment décrits (4% des mesures localisées).

La fonction de répartition de l'incertitude associée aux géolocalisations est présentée figure II.11a. On observe un étalement assez important des valeurs d'incertitude, avec une concentration notable autour d'une valeur un peu supérieure à 10 m. Cette concentration se constate plus clairement lorsque l'on décompose la fonction de répartition relativement au fournisseur, comme cela est illustré figure II.11b : la grande majorité des localisations fournies par réseau mobile présente une incertitude comprise entre 10 m et 50 m. On note également que les incertitudes associées au fournisseur GPS sont plus faibles, et réparties de manière plus homogène que celles associées au fournisseur réseau.

II.4.3.2. Capteur de proximité

L'activation du capteur de proximité est un élément contextuel important. Son activation peut indiquer plusieurs situations :

- l'utilisateur passe un appel téléphonique ;
- le téléphone est transporté par l'utilisateur dans une poche ou un sac ;
- l'écran du téléphone est couvert par un étui de protection. Dans ce dernier cas, la mesure peut tout à fait être effectuée dans de bonnes conditions.

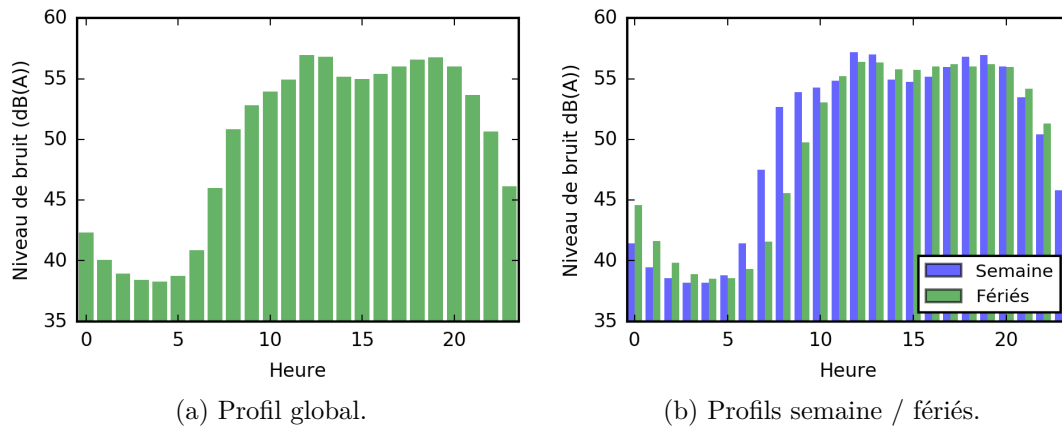


FIGURE II.9. – Profils horaires des niveaux de bruits mesurés à l'aide d'*Ambiciti* (dB(A)). À gauche, on considère l'ensemble des données. À droite, on distingue les jours ouvrés des jours fériés. On constate un décalage de l'activité vers des heures plus tardives lors des jours fériés qu'en semaine.

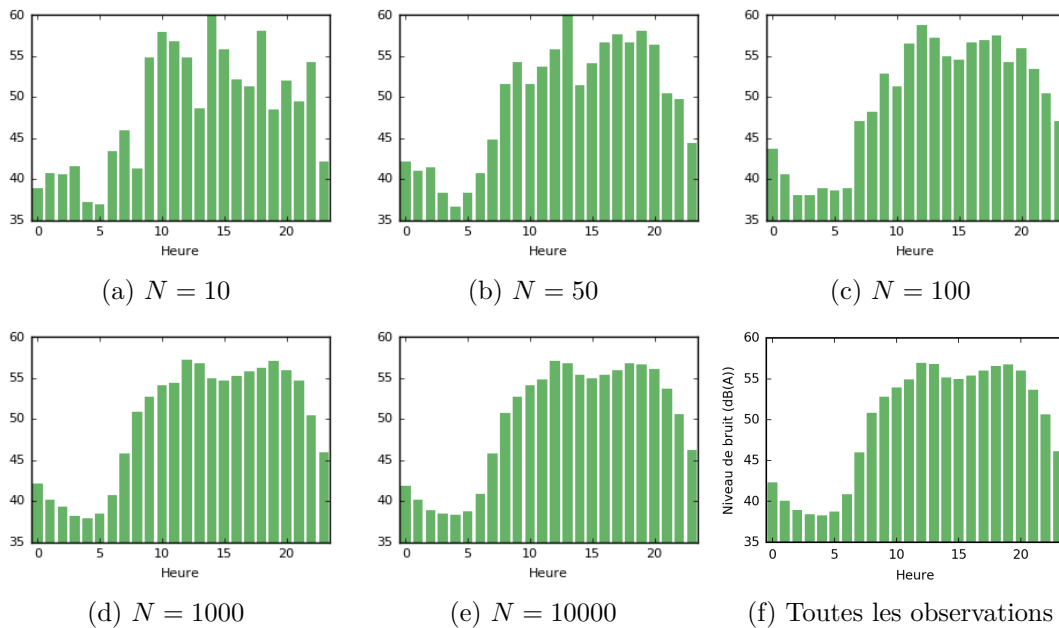


FIGURE II.10. – Convergence des profils en fonction du nombre N d'observations considéré par tranche horaire. Les N observations sont tirées au hasard, sans remise, parmi l'ensemble des observations pour chaque tranche horaire.

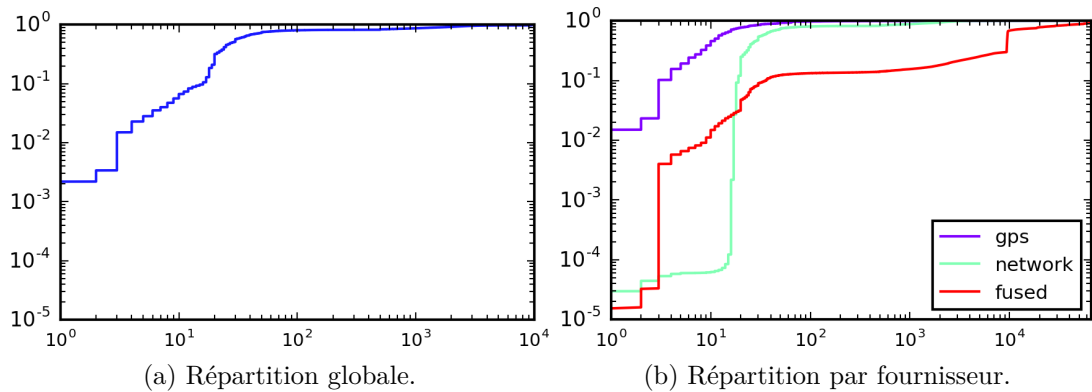


FIGURE II.11. – Fonctions de répartition de l'incertitude de géolocalisation (en m).

Afin de connaître l'exposition des utilisateurs, il semble donc préférable de se limiter aux mesures durant lesquelles le capteur de proximité est désactivé.

Le partage global est de 67.5% de mesures effectuées lorsque le capteur de proximité est désactivé, et 32.5% lorsqu'il est activé. La décomposition de ce partage relativement à l'heure de la journée, ou au mouvement détecté, est illustrée figure II.12. On y perçoit que le partage varie assez peu en fonction de l'heure, mais bien plus en fonction du mouvement détecté : le capteur est activé environ 70% du temps pour les mouvements «ON_FOOT» et «ON_BICYCLE», tandis que cette part tombe en dessous de 50% pour tous les autres mouvements. En particulier, les mesures de type «STILL» ou «UNKNOWN», très majoritaires (voir figure II.13), présentent un taux de mesures avec capteur de proximité activé assez faible.

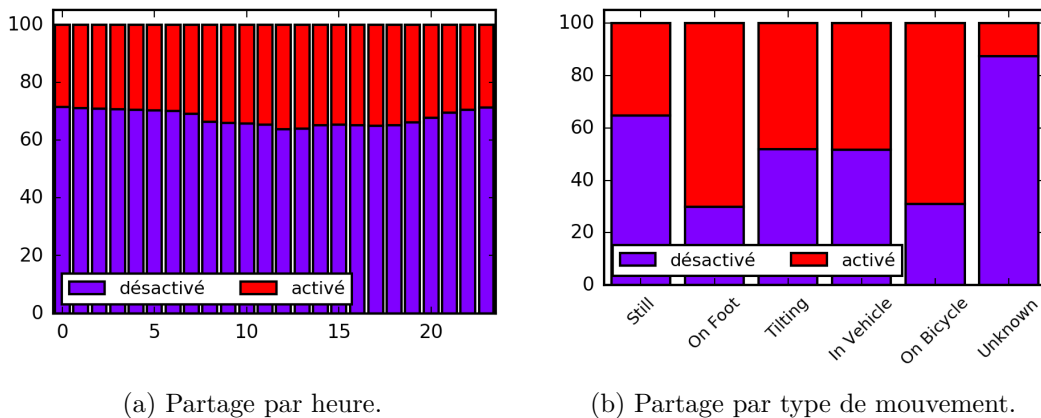


FIGURE II.12. – Partage de l'état du capteur de proximité (en %). À gauche, on décompose en fonction de l'heure de la journée, à droite, en fonction du mouvement détecté.

II.4.3.3. Mouvement détecté

Il est intéressant de considérer les niveaux de bruit en fonction de la donnée du mouvement détecté au cours de l'observation.

Le partage horaire de cette métadonnée est illustré figure II.13. La dynamique temporelle est révélatrice de l'activité, de la même manière que les profils journaliers. On remarque en particulier que la part de mesures étiquetées «STILL» est toujours supérieure à 50%, le pourcentage de mesures effectuées en l'absence de mouvement étant probablement supérieur, car il inclut sans doute une part des observations étiquetées «UNKNOWN». Aussi, la part de déplacements associés à un véhicule est plus importante que les déplacements classifiés comme pédestres, et ont lieu majoritairement au cours de la période 7 h - 19 h. Une part significative (environ 40%) des observations est cependant associée aux étiquettes indéterminées «UNKNOWN» et «TILTING».

La distribution des niveaux de bruit en fonction du mouvement détecté est illustrée figure II.14. Celle-ci est décomposée relativement au statut du capteur de proximité au moment de la mesure. On constate que les distributions associées aux étiquettes «UNKNOWN» et «TILTING» sont très semblables et représentent probablement des situations similaires. De la même manière, les distributions associées aux étiquettes décrivant des moyens de locomotion «IN_VEHICLE», «ON_FOOT», et «ON_BICYCLE» sont très proches. Par ailleurs, un motif général semble se dégager pour les différentes distributions : lorsque le capteur de proximité est activé, un mode apparaît au voisinage de 70 dB(A) pour l'ensemble des distributions, exceptée la distribution «STILL». Lorsque le capteur de proximité n'est pas activé, ce mode est altéré :

- pour les distributions «IN_VEHICLE», «ON_FOOT», et «ON_BICYCLE», sa fréquence empirique diminue légèrement (d'environ 10%), et sa localisation est un peu déplacée vers des niveaux de bruit plus faibles. Étant donné les activités décrites par ces étiquettes, il est probable que ce mode corresponde aux bruits environnementaux observés en extérieur au cours d'un trajet : bruit de trafic, conversations, travaux, etc. ;
- pour les distributions «UNKNOWN» et «TILTING», il tend presque à disparaître.

Les distributions sont globalement plus étalées, et on voit apparaître un mode autour de 30 dB(A), dans le cas de la distribution «ON_BICYCLE», dont l'interprétation n'est pas claire.

L'intensification du mode principal et la contraction globale des distributions dans le cas où le capteur est activé peuvent être interprétés de la manière suivante : lorsque le téléphone est situé dans une poche ou un sac, tout mouvement induit des frottements du ou des microphone(s), générant ainsi artificiellement une mesure de niveau élevée, et ce, quel que soit le niveau de bruit environnant—sous réserve qu'il soit inférieur au bruit généré par les frottements. Les distributions les plus affectées par cette intensification sont : «ON_FOOT», «UNKNOWN» et «TILTING», soit des situations où des frottements ont *a priori* de fortes chances d'advenir. Cela concorde avec le résultat de l'expérience qui sera présentée en section III.2.2, et nous conforte dans la recommandation formulée à la section précédente concernant l'exclusion de mesures associées à un statut actif du capteur de proximité.

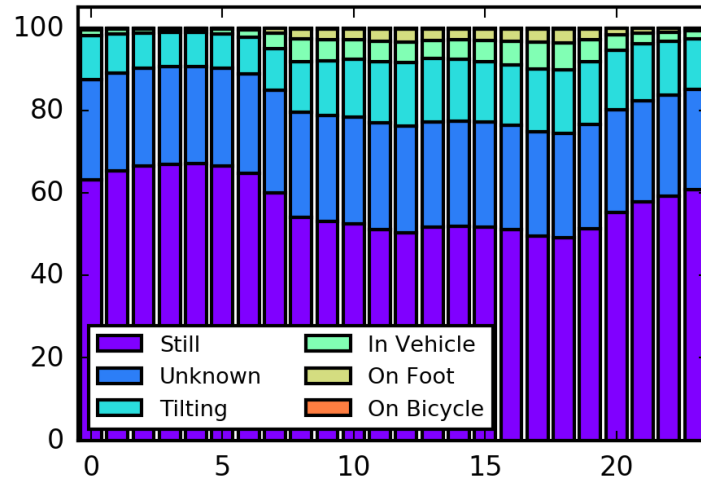
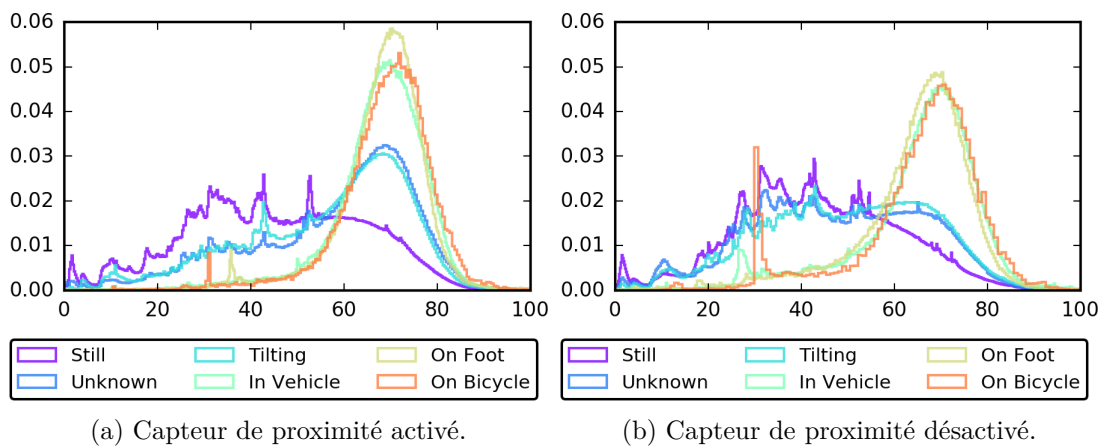


FIGURE II.13. – Partage horaire du mouvement détecté (en %).



(a) Capteur de proximité activé.

(b) Capteur de proximité désactivé.

FIGURE II.14. – Distribution du niveau de bruit (en dB(A)), en fonction du mouvement détecté.

III. Métrologie et étalonnage des téléphones mobiles

Nous étudions dans ce chapitre la capacité des téléphones mobiles à mesurer le bruit environnemental à travers différents tests métrologiques. Au vu des résultats de cette étude, des recommandations sur le contexte de mesure sont formulées, et une méthode d'étalonnage est proposée. Cette méthode, conçue en laboratoire, est validée à travers une série de mesures in situ.

Sommaire

III.1. Introduction	50
III.2. Method	51
III.2.1. Sensors performance	52
III.2.2. Sensing context	52
III.3. Phone measurements with the <i>Ambiciti</i> application	53
III.3.1. <i>Ambiciti</i> application	53
III.3.2. Estimating sound levels	54
III.4. Results	55
III.4.1. Pink noise evaluation	55
III.4.2. Narrowband noise evaluation	55
III.4.3. Precision	56
III.4.4. Grip and orientation	57
III.4.5. Mitigation and friction effects	58
III.4.6. Cycling and wind	59
III.5. Calibration	60
III.5.1. Lab calibration.	60
III.5.2. Events calibration.	61
III.5.3. Discussion.	61
III.6. In situ measurements	62
III.7. Conclusions	65

Nous reproduisons ici l'article suivant : Raphaël VENTURA, Vivien MALLET, Valérie ISSARNY et al. (2017). « Evaluation and calibration of mobile phones for noise monitoring application ». In : *The Journal of the Acoustical Society of America* 142.5, p. 3084–3093.

Abstract

The increasing number and quality of sensors integrated in mobile phones have paved the way for sensing schemes driven by city dwellers. The sensing quality can drastically depend on the mobile phone, and appropriate calibration strategies are needed. This

paper evaluates the quality of noise measurements acquired by a variety of Android phones. The *Ambiciti* application was developed so as to acquire a larger control over the acquisition process. Pink and narrowband noises were used to evaluate the phones accuracy at levels ranging from background noise to 90 dB(A) inside the lab. Conclusions of this evaluation leads to the proposition of a calibration strategy that has been embedded in *Ambiciti* and applied to more than 50 devices during public events. A performance analysis addressed the range, accuracy, precision and reproducibility of measurements. After identification and removal of a bias, the measurement error standard deviation is below 1.2 dB(A) within a wide range of noise levels (45 to 75 dB(A)), for 12 out of 15 phones calibrated in the lab. In the perspective of citizens-driven noise sensing, *in situ* experiments were carried out, while additional tests helped to produce recommendations regarding the sensing context (grip, orientation, moving speed, mitigation, frictions, wind).

III.1. Introduction

Noise pollution is a major environmental health problem, with an estimated number of 10 000 premature deaths each year in Europe (European Environment Agency, 2014). The European Commission, 2002 defines a common approach intended to avoid, prevent or reduce the harmful effects of noise. It requires the determination of exposure to environmental noise in major cities, through noise mapping. Until recently, this has been done mainly through numerical simulation, as evidenced by the development of open-source modeling tools (Fortin, Bocher, et al., (2012) and Gulliver, Morley, et al., (2015)). Daytime, evening and nighttime averages are generally produced, without distinction between the different days of the year. Also, it is difficult to fill the gap between a noise map and the actual exposure of people where they live and stay, especially knowing that exposure estimation heavily depends on neighborhood definition (Tenailleau, Bernard, et al., (2015)). This motivates to monitor noise pollution where and when people are exposed. One promising direction is to make use of the noise sensors that people carry most of the time, i.e., the microphones embedded in their mobile phones.

In addition to the monitoring of the individual exposure to noise pollution using mobile phones, the collective exposure may also be derived from crowdsensing. The adoption rate of mobile phones makes it possible to collect a huge amount of observational data about the noise pollution at the city scale. Recent studies have indeed highlighted the emergence of new environmental monitoring schemes leveraging the combination of mobile phones-embedded sensors and citizen participation, allowing for the analysis of both objective and subjective data (Aspuru, García, Herranz, and Santander, (2016), Guillaume, Can, et al., (2016), Maisonneuve, Stevens, Niessen, and Steels, (2009), R. K. Rana, Chou, et al., (2010), R. Rana, Chou, et al., (2014), and Ricciardi, Delaitre, et al., (2015)). The urban monitoring of noise within this new paradigm has been experimented by D'Hondt, Stevens, and Jacobs, (2013), which have introduced a noise sensing application and a related neighborhood-wide experiment with city dwellers.

The quality of the measurements is a major issue to be addressed by noise sensing applications. It depends on the observable frequencies and intensities, the period of

averaging, the environmental conditions (e.g., presence of wind), etc. Previous studies have investigated the accuracy of mobile phone-based noise measurements in the lab, and the influence of multiple parameters such as the mobile application, the operating system, the age of the phone, and more generally the conditions of measurement. For instance, Kardous and Shaw, (2014) thoroughly evaluated 10 iOS applications and their adequacy with occupational noise measurements standards. Also, Nast, Speer, and Le Prell, (2014) evaluated several applications on both Android and iOS devices using a clinical audiometer as noise source, while Murphy and King, (2016b) concentrated on the influence of the phones being tested—and their age—on the accuracy of measurements. As another reference, Stevens, (2012) developed a complete mobile noise-sensing system, called NoiseTube, and reviewed the features of existing applications at time of writing: A-weighting, calibration/correction, data sharing, noise mapping, publicly community accessible platform. In order to assess the *in situ* accuracy of mobile phone measurements in an urban context, Aumond, Lavandier, et al., (2017) carried out a comparison between the outputs of two standard noise monitoring stations and multiple series of mobile measurements using an application based on NoiseTube.

This paper evaluates the performance of Android phones for noise sensing in different contexts, using the *Ambiciti* application developed in-house to monitor both the individual and collective exposure to noise pollution. Compared with publications where applications were evaluated with no exact knowledge on the noise level computation method, this study aimed at fully controlling the acquisition process. The embedded sensing algorithm allows for the investigation and analysis of the experimental results within a controlled framework.

In Section III.2, a description of the method and experimental setup for mobile phones evaluation is given. The main objectives encompass the assessment of the range, the accuracy and the precision of the sensing, together with the influence of the sensing context in order to provide insights to the application users. All tests are conducted within the *Ambiciti* application, whose main features and audio processing unit are described in Section III.3. Section III.4 reports the results of the evaluation, where detailed tests were carried out on 15 phones, from 10 different phone models. Section III.5 then introduces a calibration method that derives from these experimental results, and has already been applied to more than 50 mobile phones during public events. This calibration method is also evaluated by means of *in situ* measurements in an urban context; see Section III.6.

III.2. Method

The objective is to evaluate the mobile phones performance in measuring ambient noise and individual exposure to noise pollution. In order to assess the accuracy of the mobile microphones, the A-weighted measurements of mobile phones and the ones of a Cirrus Optimus red class 1 Sound Level Meter (SLM) meeting the IEC61672 international standards were compared. All the measurements were triggered simultaneously on the mobile phone and the SLM, and lasted for 5 seconds. Unless stated otherwise, the mobile phone and SLM were set on top of tripods, with the phone held by a clamp, so that both devices' microphones would stand at equal distance from the loudspeakers, as shown on Figure III.1. The following properties were investigated through dedi-

cated experiments: range and accuracy, precision (repeatability), sensibility to sensing context—grip, phone orientation, wind, friction.



Figure III.1. – Experimental setup.

III.2.1. Sensors performance

In order to assess the measurement range of the mobile phones, pink noises with a 20 Hz-20 kHz frequency range and sound pressure levels ranging from 40 to 95 dB(A) by 5 dB increments were generated. This sound level range was deemed relevant for the monitoring of environmental noise based on the following study: one day of $LA_{eq,60s}$ data from 120 noise monitoring stations in Paris were gathered. The corresponding statistical levels LA_{95} and LA_5 were then computed. The smallest LA_{95} is 39.7 dB(A) and corresponds to a station located at a height of 9 m in a parking lot in front of building, close to a street ($48^{\circ}49'27.5''N$ $2^{\circ}20'46.9''E$). The largest LA_5 is 87.9 dB(A) and is located 4 m above the ground on a noisy avenue where both road and rail traffics (elevated metro line) are intense ($48^{\circ}53'2.0''N$ $2^{\circ}21'6.5''E$).

Narrowband noises were used as well in order to acquire some overview of the phones' frequency response over the hearing spectrum. The center frequencies of the narrowband noises were 125, 500, 2000, and 8000 Hz with bandwidths of 12.5, 50, 200 and 800 Hz, respectively.

The precision—that is, the repeatability—of measurements was evaluated using a OnePlus One phone. Four series of measurements were conducted for this purpose. For each series, a pink noise of constant amplitude was measured several times in a row, under the same conditions.

III.2.2. Sensing context

In the context of crowdsensing-based noise measurements and hence contributions by city dwellers, it is clear that the measurements conditions differ from those in the laboratory. Therefore, the influence of common sensing conditions—as opposed to lab testing—on measured levels was evaluated.

The "sensors performance" experiments aim to evaluate a mobile microphones' ability to reproduce the SLM's outputs while measuring in the closest conditions. However, in everyday use, the mobile phone will not be held with its bottom microphone oriented toward the noise source, but rather toward the user. In order to study the influence of

the phone’s orientation relative to the source, as well as the user’s grip, four complementary series of measurements were run. These series correspond to the four possible combinations originated from the following alternatives:

- Phone held by clamp *or* phone held by user standing behind the devices, facing the noise source.
- SLM microphone aligned with the phone’s top *or* SLM microphone aligned with the phone’s bottom.

Mobile phone owners typically carry their devices in their pocket or in a bag during daytime. It is therefore useful to evaluate the consequences of such configurations, and to determine whether the measurements can still be exploited under certain conditions. Insights were given by R. K. Rana, Chou, et al., (2010) on this particular issue, but the experimenter always stood still. Several experiments where a OnePlus One mobile phone was carried inside the experimenter’s pocket, hence subject to friction during walking motion, were then carried out.

First, a 60 dB(A) pink noise was recorded in front of loudspeakers with the phone located inside the experimenter trousers’ pocket, and then held outside the pocket at the same location—as much as possible. The experimenter stood still throughout the measurements. Second, several series of measurements were carried out while walking along a line orthogonal to the loudspeakers orientation, and passing by the measurement point of the “static” experiment. Each series of measurements include sixteen contiguous five-second recordings. The background noise, as measured by the SLM, was 35 dB(A). While the first group of experiments provides insights on the potential mitigation, the second group aims at studying the effects of friction that might occur inside the user’s pocket.

Whether a user can acquire quality data while cycling—especially regarding the air flow produced by the cycling motion—or in windy conditions was investigated. To this purpose, continuous noise measurements were run in a quiet outdoor urban environment while walking, then cycling at different motion velocities.

III.3. Phone measurements with the *Ambiciti* application

III.3.1. *Ambiciti* application

Sound pressure levels are measured on the mobile phones by Inria’s *Ambiciti* Android application¹. *Ambiciti* was designed to provide insights to the user on their own exposure to noise pollution across time. The users are encouraged to share anonymously their data (namely, noise levels, date, location, motion) that shall be used afterward to create collaborative noise maps of cities, or enhance existing maps. Data assimilation techniques (Bouttier and Courtier, (1999)) can combine a simulated noise map with point observations, in order to produce an improved noise map. They try to minimize the noise estimation errors (more precisely the variances of the errors) on the entire noise map. Even though the observations only provide information at a few locations in the map, data assimilation introduces spatial correlations between the simulation errors and is able to correct for errors at unobserved locations.

1. Note that *Ambiciti* was originally released on Google Play store under the name *SoundCity*.

The biases identified during calibration sessions can be sent to *Ambiciti* servers to contribute to the database presented in Section III.5. Further details on *Ambiciti* platform architecture may be found in Hachem, V. Mallet, et al., (2015). The sensing algorithm implemented in *Ambiciti* is introduced below.

III.3.2. Estimating sound levels

The standard Android audio recording class, called `AudioRecord`, provides a digital representation x of the recorded pressure signal p . In order to achieve the highest recording quality, while ensuring maximum portability, the signal format is set to 16 bits Pulse-Code Modulation with a sampling rate of $\nu_s = 44\,150$ Hz.

The measured pressure level p is assumed to be proportional to x through a simple multiplicative gain k , which is introduced so as to account for the physical processes that constitute the transfer function between the pressure signal and its digital representation: sensitivity of Android devices microphones, digital signal processing (e.g., noise cancellation) that may occur during the audio recording. By omitting the frequency dependency, this assumption is coarse. However, the results reported in Section III.4 proved its adequacy. The sound pressure level (SPL) can be written as

$$\begin{aligned} L &= 20 \log \left(\frac{p_{\text{RMS}}}{p_0} \right) = 20 \log \left(\frac{k \times x_{\text{RMS}}}{p_0} \right) \\ &= 20 (\log(x_{\text{RMS}}) + \log(k')), \end{aligned}$$

where $x_{\text{RMS}} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x_n^2}$ is the root mean square of x , $p_0 = 2 \times 10^{-5}$ Pa and $k' = k/p_0$. Since k is unknown and could lie within a large range of values, only $20 \log(x_{\text{RMS}})$ is computed and is defined as the raw computed level L_{raw} . The discrepancy between this raw value and the SLM's reading is

$$L_{\text{raw}} - L_{\text{SLM}} = -20 \log(k'). \quad (\text{III.1})$$

The averaging of discrepancies over a series of measurements will then provide an estimation of the phone bias.

The A-weighting of audio signals is achieved through a 7th order infinite impulse response numerical filter. With a and b being the vectors containing the filter's polynomial coefficients, the output signal y of the filter is computed using the following difference equation:

$$y_n = - \sum_{i=1}^6 a_i y_{n-i} + \sum_{i=0}^6 b_i x_{n-i}, \quad (\text{III.2})$$

where x is the input signal, y_n and x_n are the values of y and x at the n -th time step, and a_i and b_i are a and b 's i -th components.

The filter coefficients were computed using Christophe Couvreur's Matlab "octave filters" toolbox²:

$$\begin{aligned} a &= [1.0000, -4.0196, 6.1894, -4.4532, 1.4208, -0.1418, 0.0044] \\ b &= [0.2557, -0.5115, -0.2557, 1.0230, -0.2557, -0.5115, 0.2557] \end{aligned}$$

2. <http://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/69-octave>

III.4. Results

The pink noise, narrowband noise, grip and orientation evaluations were carried out using a Sony TA-F210 amplifier and Cabasse Clipper MIII Loudspeakers inside a room with carpeting, and partially padded with absorbent material—about 30 m² over 60 m² of wall surface. The range and accuracy of a total of 15 phones—among which 10 different models, listed in Table III.1, were evaluated. The precision, mitigation and friction tests were carried out in a conference room using a OnePlus One phone and Creative Gigaworks T20 loudspeakers, while the cycling and wind tests took place on rue Sibuet in Paris (GPS coordinates 48°50′30.6″N 2°24′8.2″E). The reader may refer to Section III.2 for a detailed description of each experiment.

III.4.1. Pink noise evaluation

Figures III.2 and III.3 show (L_{SLM}, L_{raw}) pairs, i.e. mobile phones raw values plotted against the sound level meter values. All measurements were made twice so as to spot potential outliers.

Figure III.2 shows good linear trends in the cases of a Nexus Galaxy and a Sony Xperia P. Linear regressions output slopes of 0.97 and 1.00 respectively, and both have a coefficient of determination R^2 of 0.99. The distance from each series to the reference line ($L_{SLM} = L_{raw}$) is very different though. For some other phone models, non-linearities appear in phone responses: for high sound pressure levels, the output levels remain constant above a certain threshold (Figure III.3 (left)) for 8 out of 15 phones. This is most likely due to microphones saturation, and typically happens for levels above 75 dB. On the opposite, for lower noise levels—below 45 dB—the outputs of 10 out of 15 phones tend to drop below the value that one would expect by extrapolating the straight line of middle-range values (Figure III.3 (center)). This low-end non-linearity might find its cause in noise cancellation algorithms implemented in the smartphones. In 5 cases, both non-linearities are observable (Figure III.3 (right)).

Nevertheless, for all tested devices, there is an almost constant difference between phone levels and SLM levels over a range of moderate sound pressure levels—the [45, 75] dB(A) interval. The standard deviation of the series of differences, as computed for each phone using its 14 associated measurements, is smaller than 1.4 dB(A) for 12 out of the 15 evaluated phones. This outcome is the rationale for the calibration method, described in Section III.5.

III.4.2. Narrowband noise evaluation

The difference between phone measured levels and reference levels for narrowband noises is plotted against the center frequency of these narrowband noises in Figure III.4. As in the pink noise case, all measurements were made twice. The test noise levels were chosen so as to fall in the range where the pink noise SLM / phone differences were almost constant. Levels ranged from 57 dB(A) to 78 dB(A).

The discrepancies d are quite stable in mid-range frequencies : for 13 out of 15 phones the standard deviations of the 500 Hz and 2000 Hz discrepancies are less than 1.8 dB(A). There are noticeable shifts in the lower and upper frequency bands:

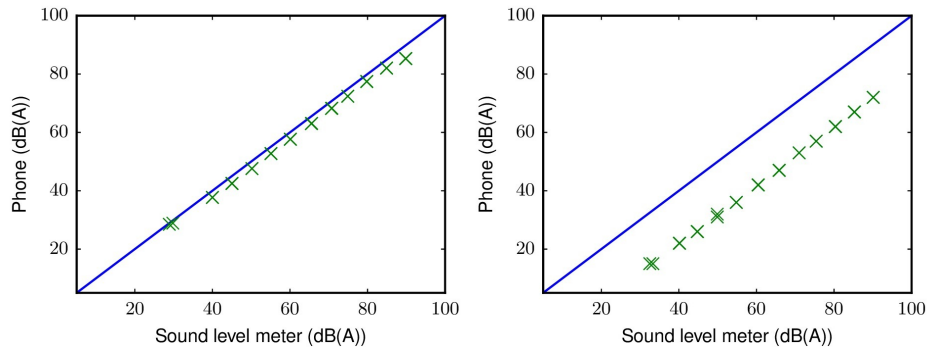


Figure III.2. – Phone SPL vs. reference SPL: two phone models with a constant bias across different noise levels.
 Low bias (Nexus Galaxy) (left), high bias (Sony Xperia P) (right)
 Continuous line represents perfect agreement between phone and SLM values.

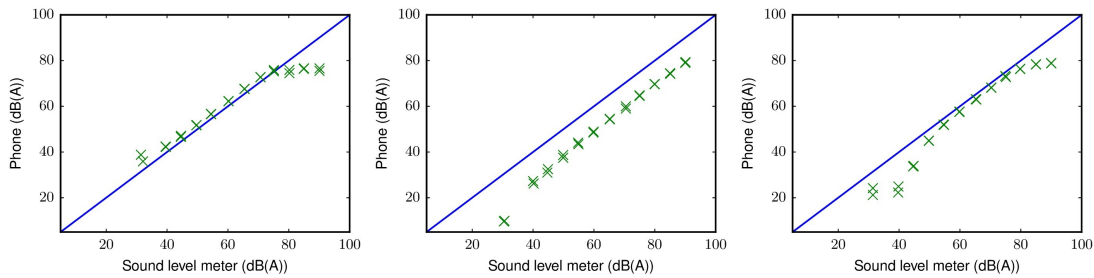


Figure III.3. – Phone SPL vs. reference SPL: saturation at high SPL and drop at low SPL.
 High SPL non-linearity (Nexus 4) (left), Low SPL non-linearity (One-Plus One) (center), Non-linearities at both ends (Nexus 5) (right).
 Continuous line represents perfect agreement between phone and SLM values.

- the mean of d over $\{500, 2000, 8000\}$ Hz is greater than the mean of $d_{125\text{Hz}}$ by at least 7 dB(A) in 10 out of 15 cases.
- the mean of $d_{8000\text{Hz}}$ is greater than the mean of d over $\{500, 2000\}$ Hz by at least 3.3 dB(A) in 9 out of 15 cases.

This may be problematic for noise assessment in the case of low-frequency noises in particular.

III.4.3. Precision

The four distributions associated with the measurement series described in Section III.2.1 are presented as bar plots in Figure III.5, where the y axis gives the number of measurements lying in 0.2 dB(A) SPL bins. Except for one outlier (out of 13 measurements) in the case of the loudest input noise (the lowermost plot), all the distributions have a spread below 0.8 dB(A), which is rather satisfying compared to the potential

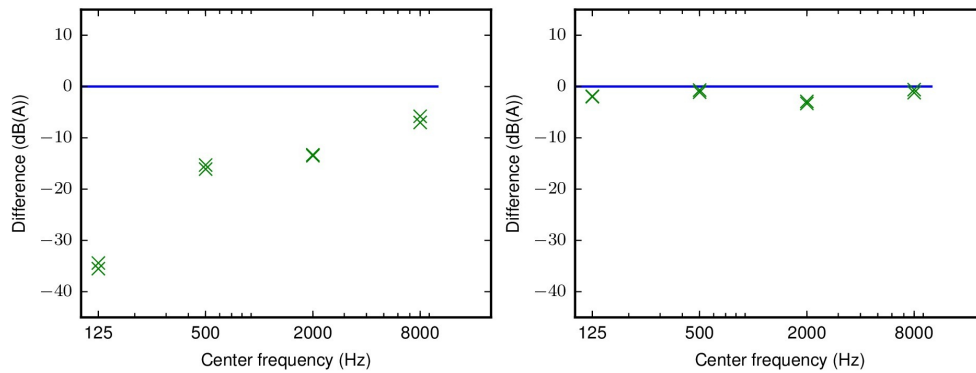


Figure III.4. – $L_{raw} - L_{SLM}$ for narrowband noises.
 Unbalanced profile (left), balanced profile (right).
 Continuous line represents perfect agreement between phone and SLM values.

measurement errors that may occur for high and low SPL, as seen in Section III.4.1.

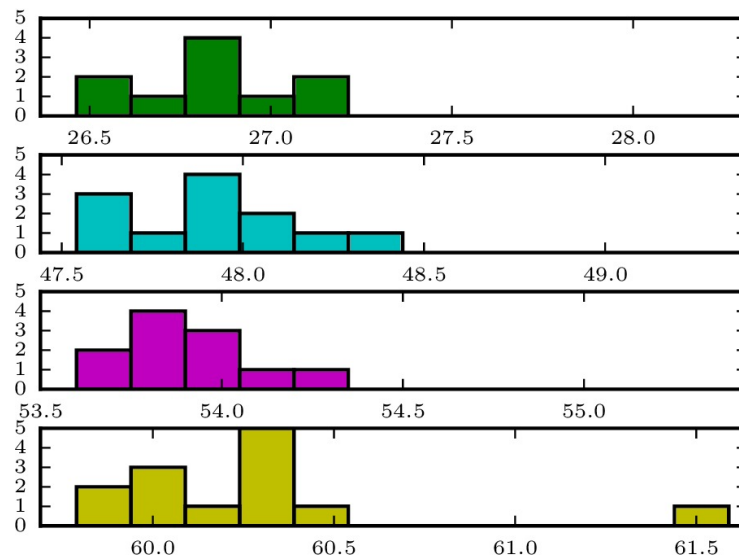


Figure III.5. – Measurements precision: for each row, a series of mobile measurements of a constant SPL pink noise is carried out.
 The *Ambiciti*-measured levels are gathered in 1.5 dB(A) bins.

III.4.4. Grip and orientation

Figure III.6 shows the discrepancies between phone levels and SLM levels depending on the phone's orientation and the way it is held. Pink noises are used, again with reference levels ranging from 40 to 70 dB(A).

One can observe that on average, flipping the phone's orientation leads to a change of about 1 dB(A). This was expected because the recording microphone is located at

the bottom of the phone. When the top is oriented toward the noise source, the phone shows a negative bias, that is, it underestimates the actual noise level. The change gets smaller on average in case the phone is hand-held. This is most likely due to the presence of the experimenter holding the phone, causing reflections and diffraction, and making the pressure level more homogeneous in the vicinity of the device.

These results suggest that hand-holding the phone, in the natural position where the microphone is oriented toward the handler, should not show significant departures from a more controlled type of measurement and may be appropriate for noise assessment.

These tests could be carried out using a dosimeter instead of an SLM, in order to get a closer estimate of the individual exposure. Indeed, this is the purpose of dosimeters, which are typically set close to the user's ears.

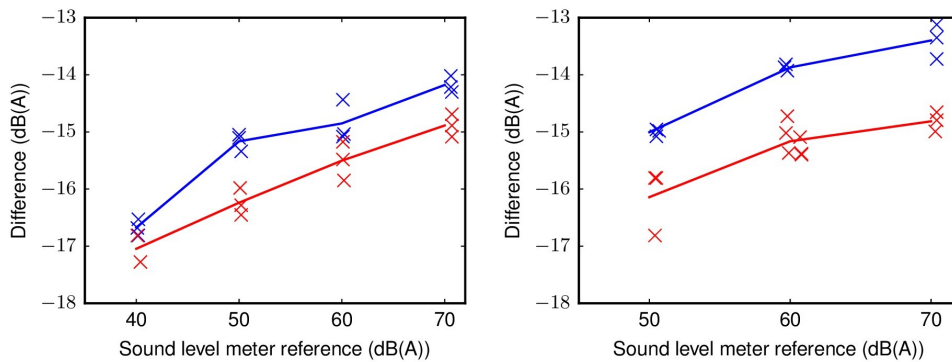


Figure III.6. – Difference between phone SPL and reference SPL against reference SPL, for the OnePlus One. In red, the phone top is oriented toward the loudspeakers; in blue, the phone bottom is oriented toward the loudspeakers. The continuous lines are averages. Hand-held phone (left), Clamp-held phone (right).

III.4.5. Mitigation and friction effects

Figure III.7 shows Tukey boxplots of the *Ambiciti*-computed noise levels from the two series of experiments. Figure III.7 (left) shows three series of measurements executed with the loudspeakers producing a 60 dB(A) pink noise, in the following contexts:

1. Phone outside the experimenter's pocket, the experimenter standing still.
2. Phone inside the experimenter's pocket, the experimenter standing still.
3. Phone inside the experimenter's pocket, the experimenter walking.

One can see a clear mitigation caused by the experimenter's pocket with a 5 dB attenuation between the two first series. On the contrary, friction inside the experimenter's pocket while walking increases measured noise levels to levels as high as 75 dB. Also, both "still" distributions have a small spread compared to the "walking" distribution, which could be expected given motion dynamics variability. Figure III.7 (right) shows three series of measurements executed with the phone inside the experimenter's pocket, while the experimenter was walking in front of the loudspeakers:

1. Experimenter A, loudspeakers on (same series as Figure III.7 (right), third series).

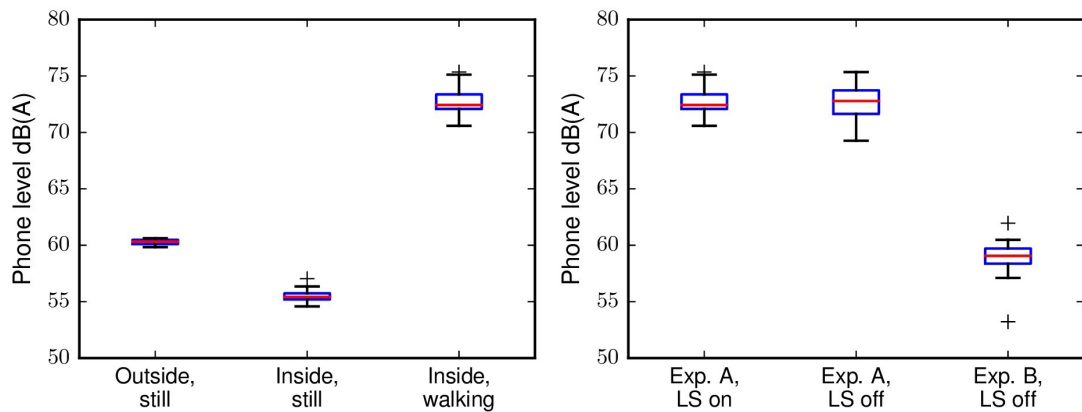


Figure III.7. – Noise level distributions with mobile phone inside/outside two experimenters’ pockets, with/without loudspeakers emitting at 60 dB(A). Mitigation effect, with loudspeakers on (left), Friction effect while walking (right).

2. Experimenter A, loudspeakers off.
3. Experimenter B, loudspeakers off.

The proximity between the first and second series distributions shows that the noise caused by friction is quite reproducible, and that the computed noise level is solely caused by this phenomenon, which is not surprising given that the pink noise level was only of 60 dB. Another interesting point is that the level of noise is highly dependent on the pocket that holds the phone, as shown by the difference between the second (ran by experimenter A) and third series (ran by experimenter B). Indeed, experimenter A’s pocket was tighter, leading to more friction. Still, the measured noise levels in experimenter’s B pocket are more than 20 dB above the SLM-measured background noise level (35 dB(A)), suggesting that mobile phone measurements made in non-static conditions are completely unusable, while static measurements may still be useful if one is able to account for the pocket-induced attenuation.

III.4.6. Cycling and wind

Figure III.8 shows Tukey boxplots of noise levels measured continuously (5-second samples) in a quiet outdoor environment:

- Medium pace walking: $v \simeq 6 \text{ km h}^{-1}$, 9 measurements
- Slow pace cycling: $v \simeq 6 \text{ km h}^{-1}$, 18 measurements
- Medium pace cycling: $v \simeq 12 \text{ km h}^{-1}$, 24 measurements
- Fast pace cycling: $v \simeq 20 \text{ km h}^{-1}$, 15 measurements

The phone was hand-held just above the bicycle handlebar. The effect of velocity is quite clear: while a slow pace cycling does not change the mean value over all 5-second samples as compared to walking measurements, the values of the “medium” and “fast” motion distributions are noticeably shifted toward higher values. The mean levels of each cycling distribution are respectively 56.5 dB(A), 64.4 dB(A), 70.6 dB(A). The air flow generated by faster motions is the most probable explanation for this

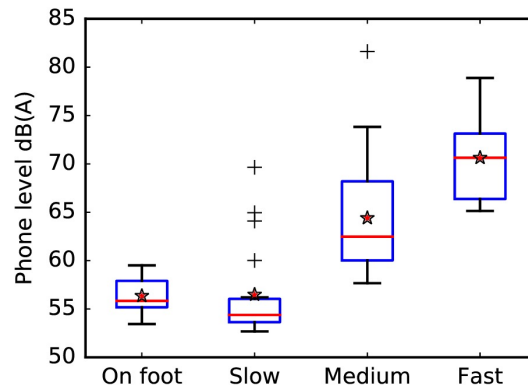


Figure III.8. – Distribution of noise levels while walking and cycling at different speeds in a quiet environment. The red star represents the mean of the distribution.

observed behavior. The outliers in the “slow” distribution may be explained by bicycle transmission or tire noises that are more subject to variability than walking noise.

This shows that mobile phones can hardly be used, without specific installations, for noise measurements while cycling or in windy conditions.

III.5. Calibration

As presented in Section III.4.1, it is possible to determine a region where the phone outputs vary almost linearly against the reference, with a slope close to 1, while sensing pink noise sound levels. This will be referred to as the “*linear region*”. Averaging the differences between a phone and the SLM’s readings within this region may provide the best approximation of the phone’s bias (see Equation (III.1)) for noise level assessment. Raw phone levels should be corrected by subtracting this estimated bias. Phone outputs outside the linear region are almost constant, and thus do not convey reliable information that could be used, e.g., in an interpolation scheme for calibration purposes. In practice, it is recommended to compute the bias using measurements where SLM levels are within the [45, 75] dB(A) interval: it matches well the evaluated phones’ linear regions and should therefore be suitable for most of commercial mobile phones. However, users are encouraged to evaluate their phone’s response on a broader noise level range so as to find out its limitations in the higher and lower SPL zones.

III.5.1. Lab calibration.

Table III.1 presents the phones that were evaluated in the lab, with their estimated bias, using the pink noise evaluation measurements that are inside the [45, 75] dB(A) interval. When multiple phones of the same brand and model were tested, a list of estimated biases is given.

Maker	Model	Estimated biases (dB(A))
HTC	One mini 2	-13.0
HUAWEI	U8860	-19.5, -17.4
LGE	Nexus 5	-2.7
	Nexus 4	2.1
OnePlus	One	-20.5, -11.6, -11.2
Samsung	Galaxy S3	-5.8, -4.3
	Galaxy Nexus	-2.5
	Galaxy Ace2 X	7.0
	Galaxy Note	-1.7, 8.2
Sony	Xperia P	-18.5

Table III.1. – Lab calibration: phone models and estimated biases in the [45, 75] dB(A) interval.

III.5.2. Events calibration.

More than 50 mobile phones were calibrated outside the lab, mostly during public events. The procedure is similar to the lab calibration but adapted to the conditions :

- The user set the SLM on a tripod and the phone, facing a pair of Creative Gigaworks T20 loudspeakers from a short distance (less than 1 m).
- For each phone, at least 4 measurements were made.
- Due to the surrounding background noise, low noise levels were seldom evaluated. Minimum and maximum recorded SLM level were respectively 45.7 dB(A) and 89.7 dB(A).

The bias was set to the average value of all SLM/phone discrepancies, provided that these discrepancies showed a low variability—typically a standard deviation not greater than 1 dB(A).

Since the calibrated phones were meant to be used practically for noise monitoring purposes, these calibration were done with the phone’s top positioned close to the SLM’s microphone, and the mobile microphone pointing toward the user. As seen in Section III.4.4, this choice is expected to yield a slightly higher absolute value of the estimated bias, more adapted to the aimed use.

Table III.2 presents the phones that have been calibrated outside the lab. For every model, the average bias \bar{b} , the number of phones whose estimated bias lies inside $I = [\bar{b} - 2.5, \bar{b} + 2.5]$ dB(A), and the number of phones that do not satisfy that condition are produced.

III.5.3. Discussion.

First, one can notice by looking at both Table III.1 and Table III.2 that the average biases span a quite large range: from -32.5 dB(A) to 6.9 dB(A), with a large majority of negative values. The overall average is -11.3 dB(A), which means that the raw smartphone outputs tend to largely underestimate the noise levels. The estimation of the bias is therefore mandatory for accurate noise measurements. However, one rarely has access to a SLM and a procedure should be found in order to provide the *Ambiciti*

Maker	Model	Average bias	$b \in I / b \notin I$	Maker	Model	Average bias	$b \in I / b \notin I$
Asus	Nexus 7	2.1	1/0	Samsung	Galaxy A3	-10.4	1/0
HTC	One	-6.6	1/0	Samsung	Galaxy A5	-6.2	3/0
HTC	Sensation 4G	-21.8	1/0	Samsung	Galaxy Ace Style	-5.5	2/0
HUAWEI	Honor 5C	-22.9	1/0	Samsung	Galaxy Alpha	-10.0	1/0
HUAWEI	HUAWEI P6	-12.6	1/0	Samsung	Galaxy Grand Prime	-12.5	1/0
HUAWEI	Nexus 6P	-5.9	1/0	Samsung	Galaxy J5	-11.2	1/0
HUAWEI	P8 Lite	-22.1	1/0	Samsung	Galaxy Note	-13.5	1/0
HUAWEI	Y300	-14.9	1/0	Samsung	Galaxy Note4	-10.3	2/0
LGE	LG G3	-6.1	1/0	Samsung	Galaxy S3	-6.1	1/2
LGE	Nexus 4	-2.8	1/0	Samsung	Galaxy S4	-5.0	2/0
LGE	Nexus 5	-5.2	4/0	Samsung	Galaxy S4 Mini	-6.1	3/0
LGE	Nexus 5X	-7.3	1/0	Samsung	Galaxy S5	-4.1	1/0
Motorola	Moto G	-21.5	2/0	Samsung	Galaxy S5 LTE-A	-11.1	1/0
Motorola	Moto X	-32.5	1/0	Samsung	Galaxy S7 Edge	-10.0	1/0
OnePlus	OnePlus One	-15.2	0/2	Sony	Xperia Z3	-6.9	3/0
OnePlus	OnePlus X	-13.4	1/0	Sony	Xperia Z3 Compact	-10.5	1/0
OPPO	X9076	-14.2	1/0	Sony	Xperia M4 Aqua Dual	-22.4	1/0
				WIKO	RAINBOW UP 4G	-17.6	1/0

Table III.2. – Events calibration: phone models, average biases \bar{b} (dB(A)), number of phones with estimated bias inside / outside $I = [\bar{b} - 2.5, \bar{b} + 2.5]$ dB(A).

user with an estimation of their phone’s bias without requiring to perform a proper calibration on their phone, but rather based on previous knowledge of their phone model.

Given a user’s phone model, it is tempting to provide the average bias for this model if/when the data is available. The experiments results show that there is limited variability of the bias within the smartphones of a given model. Indeed, the biases of most smartphones from a given model are within ± 2.5 dB of the average bias (for the given model). More precisely, considering mobile phones evaluated in the lab (Table III.1) and during public events (Table III.2), there are 14 Android models for which more than one device was calibrated. In 4 out of these 14 models, the gap between some devices evaluated bias and the average model bias is greater than 2.5 dB(A). This fact may have multiple explanations:

- The digital gains and parameters used during the acquisition may depend on the operating system version;
- The microphones chosen by the mobile phone maker may change over time, even though the model remains the same;
- The microphones of some mobile phones might have been damaged or have fatigued before the calibration.

III.6. *In situ* measurements

In order to validate the proposed calibration method, *in situ* experiments were carried out with two mobile phones—a Samsung S7 Edge (S7) and a OnePlus One (OPO)—calibrated following the “public event” procedure described in Section III.5.2. The estimated bias are respectively -10.1 dB(A) (S7) and -16.7 dB(A) (OPO). For each phone, urban noise was measured in 5 different locations in the 12th arrondissement of

	Latitude ψ	Longitude λ
Location 1	48°50'29.2"N	2°23'10.3"E
Location 2	48°50'28.1"N	2°23'14.4"E
Location 3	48°50'20.2"N	2°23'16.9"E
Location 4	48°50'32.5"N	2°23'8.8"E
Location 5	48°50'25.4"N	2°23'17.0"E

Table III.3. – Locations of the *in situ* tests.

Paris, and the measurements were compared with those of a Svantek 971 Class 1 SLM. The locations were chosen in an effort to be representative of different traffic situations, and different noise levels: (loc. 1) quiet one-way low-speed street, (loc. 2) park close to a traffic light, (loc. 3) a crossroads with traffic lights, (loc. 4) a two-lane two-way street with at least moderate traffic, and (loc. 5) a two-way street with moderate continuous traffic. See Table III.3 for the exact locations. 10-minute recordings were carried out so as to evaluate the $LA_{eq,10\text{ min}}$. Each recording was split into consecutive 5 s samples, consistently with the default *Ambiciti* measurement duration. The L_{10} , L_{90} , and the standard deviation σ of the 5-second measurements were evaluated against the SLM reference recordings.

The results of the experiment are reported in Table III.4 and Table III.5. One can observe that the mobile phones essentially overestimate the $LA_{eq,10\text{ min}}$ levels, but the discrepancies are small: they are less than 1.0 dB(A) with a RMS error of 0.6 dB(A) for the S7; less than 2.1 dB(A) with a RMS error of 1.7 dB(A) for the OPO. Statistical levels are also overestimated with comparable errors, while variability is generally very well captured (maximum discrepancy of 0.7 dB(A) for S7 / Location 5).

	Location 1		Location 2		Location 3		Location 4		Location 5	
	SLM	S7	SLM	S7	SLM	S7	SLM	S7	SLM	S7
$LA_{eq,10\text{ min}}$	59.5	60.5	69.3	70.2	72.3	72.5	71.6	71.5	70.9	71.1
LA_{90}	50.7	52.3	62.8	63.9	59.6	61.5	59.8	60.8	57.5	58.9
LA_{10}	62.8	65.3	72.8	73.5	76.4	76.5	74.4	75.1	74.1	74.5
σ	4.7	4.5	4.1	4.1	6.4	6.0	5.8	5.7	7.0	6.3

Table III.4. – Noise level indicators for *in situ* evaluation in dB(A). Sound meter (SLM) vs. Samsung S7 Edge (S7).

	Location 1		Location 2		Location 3		Location 4		Location 5	
	SLM	OPO	SLM	OPO	SLM	OPO	SLM	OPO	SLM	OPO
$LA_{eq,10\text{ min}}$	65.4	67.2	68.8	70.6	67.1	68.7	69.9	72.0	66.7	68.0
LA_{90}	59.4	62.0	61.2	63.4	62.8	64.1	59.5	62.1	58.3	60.2
LA_{10}	67.8	70.2	71.4	73.2	69.7	71.0	74.5	76.5	69.1	71.1
σ	3.6	3.3	4.2	4.0	2.7	2.9	5.8	5.6	4.4	4.3

Table III.5. – Noise level indicators for *in situ* evaluation in dB(A). Sound meter (SLM) vs. OnePlus One (OPO).

These results suggest that the proposed calibration method is valid in the urban context. Systematic overestimation might be explained by two factors :

- While calibration was carried out in a quiet room, outdoor mobile measurements were subject to wind, which can artificially increase some of the mobile samples levels; the SLM was equipped with a wind shield;
- The frequency content of outdoor noises differs from the calibration pink noises. If the outdoor noise spectrum contains a larger amount of energy inside a frequency band where the phone is highly sensitive, this can shift the noise levels toward higher values.

In order to corroborate the last assumption, the frequency responses of both phones were estimated (in the lab): for every octave band center frequency between 125 Hz and 16 kHz, sine tones were played at the reference levels of 65, 75 and 80 dB(Z) (as controlled by the SLM). The corresponding mobile levels L_{raw} , without bias removal nor frequency weighting, are shown in Figure III.9.

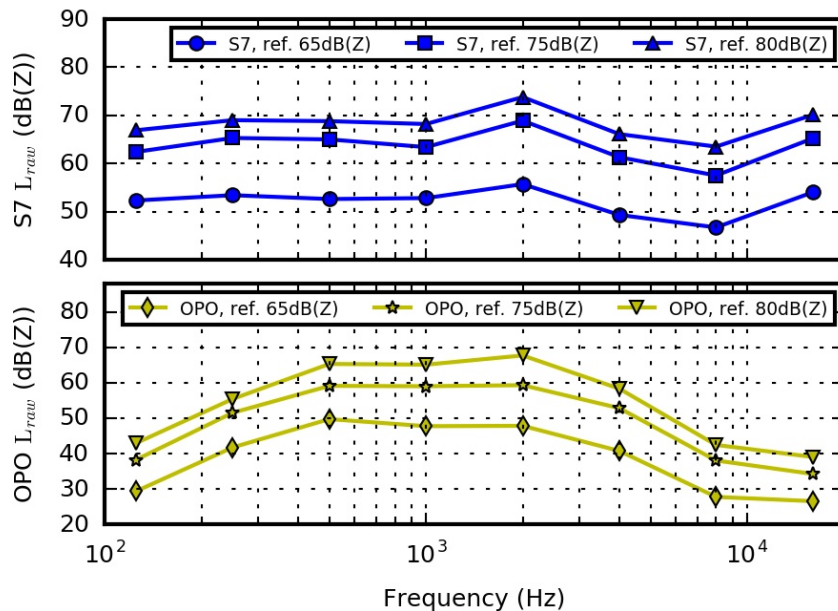


Figure III.9. – Frequency responses of the Samsung S7 Edge (S7) and OnePlus One (OPO), without bias removal nor frequency weighting.

The S7 response is quite flat from 125 Hz to 1 kHz, the overall variations being contained in an interval of about 10 dB(Z). The OPO response is rather constant between 500 Hz and 2 kHz, but its values promptly decline outside of this interval, especially at very high and very low frequencies, with a global variation range of about 25 dB(Z). The OPO is therefore more sensitive than the S7 to the power spectral density of the measured noise. Since the calibration was carried out with pink noise, the OPO will show larger errors than the S7 when the noise differs from pink noise. This is likely to explain the larger systematic overestimation of noise indicators by the OPO, as observed in the *in situ* tests.

Also, considering either plot, one can infer from the constant distance between each curve that the mobile phones behave linearly between 65 dB(A) and 80 dB(A), independently of the considered frequency.

III.7. Conclusions

With a very high mobile phone ownership rate, phone sensing is a quite promising tool when one aims to monitor noise from personal to city scale. This paper studied the performance of mobile phone sensing using the controlled framework of the Android application *Ambiciti*. Accuracy and precision of the sensors have been evaluated, as well as situational influence factors such as hand grip, phone orientation, motion and weather conditions.

Estimated biases between the raw phone measurements and the SLM readings range from -32.5 dB(A) to 6.9 dB(A). Nevertheless, for most evaluated phones, excellent repeatability has been observed in favorable context—no motion, no wind, microphone clear of friction—, as well as quite linear responses for levels in the 45 dB(A) to 75 dB(A) range. Therefore a calibration method based on this outcome was introduced: for a given device, a linear region is found by comparing raw phone and SLM readings for pink noise inputs. The mean bias is computed and subtracted from the raw levels to be measured subsequently. This provides an efficient correction, provided that measured noise levels are inside the linear region, and their spectrum spread is large enough.

In order to investigate the limitations, various sensing conditions were evaluated. Motion or windy conditions can lead to as much as 15 dB(A) errors. Friction against pockets or bags, and mitigation make measurement unusable, unless the attenuation is correctly estimated during static measurements.

To validate the proposed calibration method, *in situ* experiments were carried out in an urban context. Although the computed energy indicators are consistently over-estimated, the RMS errors are quite small (less than 1.7 dB(A)) and the variability is very well captured.

The application *Ambiciti* leverages these conclusions and takes into account the limitations of mobile phone noise sensing in order to enable the crowdsensing of noise pollution. One key question is the scaling to a large user base. Lab and public events testing showed that a particular device's bias is often close (within ± 2.5 dB) to the model's mean bias. Given that 66 Android devices (of 40 different models) were calibrated during lab experiments and public events, this provides a first estimate of the bias for a large share of the phones that have been sending data through *Ambiciti*. Indeed, although as much as 1223 different models can be listed in the data that have been sent to the *Ambiciti* servers so far (over 60×10^6 measurements), 45% of these data were sent by phones whose bias had been estimated—i.e., their model was one of the 40 encountered model during the calibration sessions. This shows that good bias estimations for a reasonable number of models paves the way for large scale noise sensing.

With the help of data assimilation techniques (see, e.g., Tilloy, Vivien Mallet, et al., (2013)) and provided that situational errors can be tracked and processed, noise map across entire cities may be improved with a new information source. Meta-data such as geolocation, proximity sensor state, guessed activity (Google API based on

accelerometers/gyro-meters signals) are good leads toward the filtering of the data.

An iOS version of *Ambiciti* has been tested lately, and the first pink noise evaluations are promising: most of the evaluated iPhones show very linear behavior for levels ranging from 40 dB(A) to 70 dB(A), and biases ranging from -13 dB(A) to -10 dB(A). The restricted number of iPhone models should facilitate scalable biases estimation.

Acknowledgements

We would like to acknowledge the constant help of the city of Paris to our research project, as well as the European Institute of Innovation and Technology (EIT) for their support.

IV. Assimilation de données mobiles à l'échelle du quartier

Dans ce chapitre, nous développons une méthode d'assimilation de données mobiles, basée sur l'estimateur statistique BLUE («Best Linear Unbiased Estimator»), dans un contexte de mesure intensive et contrôlée à l'aide d'Ambiciti, à l'échelle du quartier. En premier lieu, nous détaillons la méthode à travers l'article VENTURA, Vivien MALLET et Valérie ISSARNY, 2017, où l'on décrit le protocole expérimental, ainsi que l'estimation des erreurs permettant de produire des cartes de bruit horaires. L'acquisition des données lors des parcours décrits dans cet article, leur pré-traitement et les calculs relatifs à l'assimilation de données ont été effectués par l'auteur de ce manuscrit.

Nous présentons en Section IV.6 une série de cartes obtenues par application de cette méthode. Les données représentées correspondent à des parcours effectués dans différents quartiers de Paris par des groupes de participants volontaires.

Sommaire

IV.1. Introduction	68
IV.2. Data assimilation method	70
IV.2.1. BLUE	71
IV.2.2. Experimental setup	72
IV.2.3. Background map	73
IV.3. Estimation of the errors	75
IV.3.1. Background error	75
IV.3.2. Observational error	77
IV.3.2.1. Instrumental error	77
IV.3.2.2. Temporal representativeness error	78
IV.3.2.3. Location representativeness error	80
IV.4. Results and discussion	83
IV.4.1. Analysis maps	84
IV.4.2. Analysis error variance	84
IV.4.3. Validation	87
IV.4.3.1. Comparison to ground truth	87
IV.4.3.2. Cross-validation	88
IV.4.3.3. Diagnosis of the error covariances	89
IV.5. Conclusion	91
IV.6. Séances de mesure participative	93
IV.6.1. Contexte	93
IV.6.2. Étude des parcours	93

Nous reproduisons ci-après l'article Raphaël VENTURA, Vivien MALLET et Valérie ISSARNY (2017). « Urban-noise data assimilation at neighborhood-scale using mobile phone measurements ». (soumis au *Journal of the Acoustical Society of America*).

Abstract

Noise maps are a key asset in the elaboration of urban noise mitigation policies. However, simulation-based noise maps are subject to high uncertainties, and often depict a static average over an extended period of time. In this paper, we propose a method to produce hourly noise maps, based on temporally averaged simulation maps and mobile phone audio recordings. The data assimilation method produces an analysis noise map which is the so-called best linear unbiased estimator: it merges the simulated map and the measurements based on their respective uncertainties, so that the analysis map has minimum error variance. We illustrate the method with a neighborhood-wide experiment. A systematic study of the errors associated with both the simulation map and the observations (measurement error, temporal representativeness error, location error) is carried out. Two $LA_{eq,1h}$ maps are produced, corresponding respectively to a morning and an evening time slot. The analysis maps achieve a reduction of at least 25% of root-mean-square error. The a posteriori error variance of the maps are generally around 50% of the a priori error variance in the vicinity of the observed locations.

IV.1. Introduction

Noise pollution is associated with multiple psychological and physical disorders such as sleep disturbance, nervousness, cognitive impairment or hypertension (Berglund, Lindvall, and Schwela, 1999), and is a major challenge to tackle for urban areas. While the World Health Organization (WHO) recommends, in its guideline, an outdoor night value of 40 dB(A) (Hurtley, 2009), 8 million European adults suffer sleep disturbance due to environmental noise (European Environment Agency, 2014).

The European Noise Directive (END) 2002/49/EC (European Commission, 2002) defines a common approach for European cities intended to avoid, prevent or reduce the harmful effects of noise. In particular, European cities with more than 100 000 inhabitants are required to produce noise maps at least every 5-year term. These maps should present the value of a given indicator over the studied area, in such a way that the exposure of dwellers to environmental noise can be estimated.

Most often, the maps are issued by numerical simulations. While this allows for a fine spatial granularity, simulation has significant shortcomings: the underlying model requires a large number of parameters (city topography, acoustical properties of ground and facades, meteorological conditions, etc.) and inputs (traffic flow, vehicle speed) that are subject to high uncertainties (European Commission Working Group: assessment of exposure to noise (WG-AEN), 2007). Noise control policies are based on average annual impacts and differentiation of sources. Simulated maps produced within the frame of the END consequently depict an average level, while it could also be of interest to grasp the temporal dynamics of the sound scape (e.g., intermittent noise source like construction works, musical events). Available maps are often based on estimations of

emissions from road, rail and air traffic; despite some prescriptions made in the END, lots of anthropogenic noise sources are commonly not considered, perhaps because of the increased complexity of modeling of these sources. Finally, it is not trivial to estimate the actual exposure of dwellers from a simulated map, knowing that the estimation heavily depends on neighborhood definition (Tenailleau, Bernard, et al., 2015).

Some of these limitations can be overcome by monitoring noise pollution using both fixed and mobile measurement devices. Indeed, a fixed monitoring station can be set to record without interruption, which addresses the problem of time variability, while a mobile sensor could offer an accurate picture of its owner's exposure to environmental noise. The use of microphones embedded in dwellers smartphones offers a potential for both space and time sampling granularity, given the high adoption rate of such devices: in the US, 72 % of adults report owning a smartphone (Poushter, 2016).

Numerous noise measurement mobile applications have been developed during the last decade (Kanjo, 2010; Maisonneuve, Stevens, Niessen, and Steels, 2009; R. Rana, Chou, et al., 2014; Ruge, Altakrouri, and Schrader, 2013). They were created in an effort to empower citizens with a tool that allows them to monitor their own individual exposure. In some cases, users can be asked to associate some qualitative appreciation to the measured noise data (Aspuru, García, Herranz, and Santander, 2016; Maisonneuve, Stevens, Niessen, and Steels, 2009; Ricciardi, Delaitre, et al., 2015). The produced data can be leveraged to generate noise maps, paving the way for the creation of collaborative maps by so-called crowdsensing. A review of such applications, along with the proposition of a complete framework—ranging from the mobile application to maps rendering—is proposed by Guillaume, Can, et al., 2016. Experiments of noise mapping using a mobile application can be found in, e.g., D'Hondt, Stevens, and Jacobs, 2013 and R. Rana, Chou, et al., 2014.

However, crowdsensing faces the challenge of mobile measurement accuracy (Valerie Issarny, Vivien Mallet, et al., 2016). Firstly, the metrological performance of the sensors themselves can be poor, or the audio stream processing may be inadequate (Kardous and Shaw, 2014; Murphy and King, 2016b; Nast, Speer, and Le Prell, 2014; Ventura, Vivien Mallet, Valérie Issarny, et al., 2017). Also, mobile measurements can suffer from time representativeness errors when the recording duration is too short (see e.g., Aumond, Lavandier, et al., 2017; Brocolini, Lavandier, Quoy, and Ribeiro, 2013).

This naturally leads to the problem of capitalizing on both simulation and measurements for the elaboration of noise maps. Can, Dekoninck, and Botteldooren, 2014 evaluated the capacity of statistical methods (Kriging and inverse distance weighting) to reconstruct a reference noise map in a small urban area, using sparse data from only up to 5 fixed monitoring stations. The results were benchmarked against a second method applied to a limited number of mobile measurements taken all over the zone. This second method, involving the use of median filters to spatially aggregate data, is more successful in reproducing the spatial variations of the reference map. Model-based dynamic noise mapping strategies are proposed in Wei, Van Renterghem, De Coensel, and Botteldooren, 2015 and De Coensel, Sun, et al., 2015. The acoustic model parameters are incrementally tuned based on frequent observations and a categorization of sources and propagation paths. Murphy and King, 2016a compared a “classical” simulation noise map to another map generated by specifying directly the power of noise sources—instead of using a model which estimates noise sources level

based on inputs such as traffic and heavy / light vehicles ratio. The noise sources power is estimated using mobile phone street measurements. The estimation of sources level is also addressed in Van der Eerden, Graafland, et al., 2014, where an implementation of a Kalman filter is proposed in order to take advantage of fixed monitoring station measurements.

In this paper, we propose a strategy for the computation of hourly noise maps, merging a simulated noise map and mobile phone measurements, through a data assimilation experiment. The objective is to minimize the noise estimation errors (more precisely the variances of the errors) on the entire noise map of a neighborhood. Although mobile measurements do not cover the entire experiment zone, spatial correlations between the simulation errors allow for the correction of errors at unobserved locations. The measurements are carried out with the mobile application *Ambiciti*, developed in-house, in order to fully control the acquisition process. Compared to strategies implemented in, e.g., Murphy and King, 2016a; Wei, Van Renterghem, De Coensel, and Botteldooren, 2015, or De Coensel, Sun, et al., 2015, we do not tune the model parameters or sources values based on noise measurements, but rather use these measurements in order to directly correct the model output, taking into account the errors associated with both the model and the measurements. The estimation of these errors and their statistical properties—especially the extensive description of observational errors—is a key feature of our contribution that has, to the best of our knowledge, not been proposed yet in the environmental noise estimation literature. We introduce the general method, along with the input data and the data assimilation formalism, in Section IV.2. The estimation of the errors needed for computations is detailed in Section IV.3. Section IV.4 reports and discusses the results of our experiments.

IV.2. Data assimilation method

We are interested in computing hourly averages of noise pollution levels over an urban area. Although one of the aims of strategic noise mapping is to estimate dwellers exposition in their place of residence, through the calculation of noise levels at facades of building—therefore accounting for the 3-dimensional nature of the acoustic field—, noise maps are often generated as 2-dimensional fields with receptors (points of calculation) located at some given height above the ground. Consequently the domain is discretized as a 2-dimensional grid Ω . We define $\mathbf{x}^t \in \mathbb{R}^n$, the *true state* vector, containing the exact noise levels that we would like to estimate, for each point of Ω . Two sources of information are available : a prior estimate $\mathbf{x}^b \in \mathbb{R}^n$, called *background*, of same dimension as the true state vector; the measurements vector $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^p$, also called *observations*. In practice, \mathbf{x}^b may be a simulated noise map at urban scale. We introduce the *observation operator* $\mathbf{H} \in \mathbb{R}^{p \times n}$ which maps the state space into the observations space, so that $\mathbf{H}\mathbf{x}^b$ and $\mathbf{H}\mathbf{x}^t$ can be compared with \mathbf{y} . In our case, given the high resolution of the state grid Ω , the observation operator simply selects the closest neighbor. A row of \mathbf{H} is therefore composed of zeros except for one element h_{ij} equal to 1, where j is the index of the closest state component to observation y_i 's location. Both \mathbf{x}^b and \mathbf{y} are subject to errors in the estimation of \mathbf{x}^t : $\mathbf{e}^b = \mathbf{x}^b - \mathbf{x}^t$ is the *background error*, and $\mathbf{e}^o = \mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{x}^t$ is the *observational error*. Since \mathbf{x}^t is unknown, the errors \mathbf{e}^b and \mathbf{e}^o are modeled as random vectors. We only assume that they have zero mean and

have a given variance (see Section IV.3.1 and Section IV.3.2 for a description of these variances). We shall now introduce the way \mathbf{x}^t is estimated given \mathbf{x}^b and \mathbf{y} .

IV.2.1. BLUE

We produce an estimate of the exact state by computing the so-called best linear unbiased estimator (BLUE; see, e.g., Bouttier and Courtier, 1999). This estimate is an improved state vector \mathbf{x}^a , called the *analysis*. It is designed to be a linear combination of the background \mathbf{x}^b and the observations \mathbf{y} :

$$\mathbf{x}^a = \mathbf{L}\mathbf{x}^b + \mathbf{K}\mathbf{y}.$$

It should be unbiased, that is,

$$\mathbb{E}(\mathbf{x}^a - \mathbf{x}^t) = \mathbb{E}(\mathbf{e}^a) = \mathbf{0}.$$

Finally, it should have minimum error variance. More precisely, the trace of $\text{Var}(\mathbf{e}^a)$ should be minimum. We make two assumptions in order to derive \mathbf{x}^a :

1. \mathbf{x}^b and \mathbf{y} are unbiased : $\mathbb{E}(\mathbf{e}^b) = \mathbb{E}(\mathbf{e}^o) = \mathbf{0}$
2. \mathbf{e}^b and \mathbf{e}^o are uncorrelated : $\text{cov}(\mathbf{e}^b, \mathbf{e}^o) = \mathbb{E}(\mathbf{e}^b(\mathbf{e}^o)^\text{T}) = \mathbf{0}$

The condition that \mathbf{x}^a should be unbiased necessarily implies that

$$\mathbf{x}^a = \mathbf{x}^b + \mathbf{K}(\mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{x}^b), \quad (\text{IV.1})$$

while the minimum error variance condition allows one to derive the optimal gain as

$$\mathbf{K} = \mathbf{B}\mathbf{H}^\text{T} (\mathbf{H}\mathbf{B}\mathbf{H}^\text{T} + \mathbf{R})^{-1}, \quad (\text{IV.2})$$

where \mathbf{B} and \mathbf{R} are respectively the background error and the observation error covariance matrices:

$$\mathbf{B} = \text{Var}(\mathbf{e}^b) = \mathbb{E}(\mathbf{e}^b(\mathbf{e}^b)^\text{T}) \quad \mathbf{R} = \text{Var}(\mathbf{e}^o) = \mathbb{E}(\mathbf{e}^o(\mathbf{e}^o)^\text{T}).$$

These covariance matrices are positive by definition, we also suppose that they are definite (which amounts to assume that no feature of either \mathbf{x}^b or \mathbf{y} is perfect). The inverse of $\mathbf{H}\mathbf{B}\mathbf{H}^\text{T} + \mathbf{R}$ is hence well defined.

One can understand from Equation (IV.1) that the increment from the background to the analysis $\delta\mathbf{x}^a = \mathbf{x}^a - \mathbf{x}^b$ is the output of the linear map \mathbf{K} when applied to the discrepancy between \mathbf{y} and its background counterpart $\mathbf{H}\mathbf{x}^b$. This discrepancy $\mathbf{d}_b^o = \mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{x}^b$ is called the *innovation*. The coefficients of the map \mathbf{K} depend on the uncertainties that one has assumed for \mathbf{x}^b and \mathbf{y} . While high uncertainties on the observations will tend to produce a small increment $\delta\mathbf{x}^a$, a more balanced ratio between the norms of $\mathbf{H}\mathbf{B}\mathbf{H}^\text{T}$ and \mathbf{R} will produce an analysis that will be a trade-off between the observations and the background values. Based on this statement, we understand that the quality of the analysis is conditioned by our ability to properly estimate the background and observational error covariance matrices. This issue is addressed in Section IV.3, after we described the experimental setup.

One can quantify the improvements brought by the assimilation by looking at the values of $\mathbf{A} = \text{Var}(\mathbf{e}^a)$, which is the *a posteriori* error covariance matrix. More specifically, the diagonal terms of \mathbf{A} represent the analysis error variance at each point of the grid Ω . Under the aforementioned assumptions, one can show that

$$\mathbf{A} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}\mathbf{H})\mathbf{B}. \quad (\text{IV.3})$$

IV.2.2. Experimental setup

We conduct two similar experiments where we want to estimate one-hour average $LA_{eq,1h}$ noise levels across a 0.3 km^2 urban area located in Paris (France). Each experiment is conducted during a given time slot: 09:00-10:00 (TS_{9:00}), and 18:00-19:00 (TS_{18:00}). The background vector \mathbf{x}^b is derived from time-averaged Paris simulation noise maps, as further developed in Section IV.2.3. The simulation grid has a resolution of 4 m, which leads to a state size of $n = 21\,855$.

The observations were collected using a Samsung S7 Edge equipped with the Android application *Ambiciti*. Within *Ambiciti*, $LA_{eq,T}$ levels can be measured on-demand or automatically throughout the day in order to provide insights to the user into their own exposure to noise pollution across time. A module designed for proactive, continuous measurement sessions is available in the application. It works in the following fashion: noise is measured continuously, and averaged on a regular basis—every 5 s—so that each stored measurement contains a $LA_{eq,5s}$ noise level, the GPS coordinates (latitude-longitude couple (ψ, λ)) of the measurement location, as well as an estimation of the uncertainty σ_{loc} associated with this location. The duration of the measurements was set to 5 s with the aim of gathering a significant number of observations that could be associated with a given geographical position even if the experimenter was walking. The inadequacy between this measurement duration and the averaging time of the maps (1 h) is discussed in Section IV.3.2.2. In the case where a measurement is flawed by, e.g., a gust of wind (see, e.g., Ventura, Vivien Mallet, Valérie Issarny, et al., 2017, where the effects of the sensing context on the measurements is studied), the recording can be paused, and the unreliable measurement can be immediately discarded.

These experimental sessions were carried out exclusively by one operator, but the described method has already been leveraged in order to produce participatory crowd-sensed maps. In that context, before the session, participants were given specific instructions regarding measurements reliability, among which: the phone should be held naturally, free from microphone obstruction; under Android, the “high accuracy” location option should be used, and phone screen should always be turned on during the whole session, in order to maximize location accuracy; if some event accidentally flaws a measurement, it should be manually removed.

Several measurement sessions were carried out for each time slot, on different weekdays, so as to cover a decent portion of the experiment zone, and have access to an adequate amount of data in this area. There are $p_1 = 2115$ and $p_2 = 1986$ observations for time slot TS_{9:00} and TS_{18:00}, respectively.

The background map and the observations corresponding to TS_{9:00} are shown in Figure IV.1. For the background map, areas with no available environmental noise data (mostly buildings) are left uncolored.

The *Rumeur*¹ network, made of fixed noise monitoring stations, is run by the regional agency Bruitparif with the aim of assessing and monitoring noise in the Ile-de-France Region. More than 140 stations have been set inside Paris over the past ten years, and 27 are active at the time of writing. The data acquired by this network will help in the estimation of background error and the evaluation of the method (see Sections IV.3.1, and IV.4.3). Also, the definition of the state vector as $LA_{eq,1h}$ leads us

1. <http://rumeur.bruitparif.fr/>

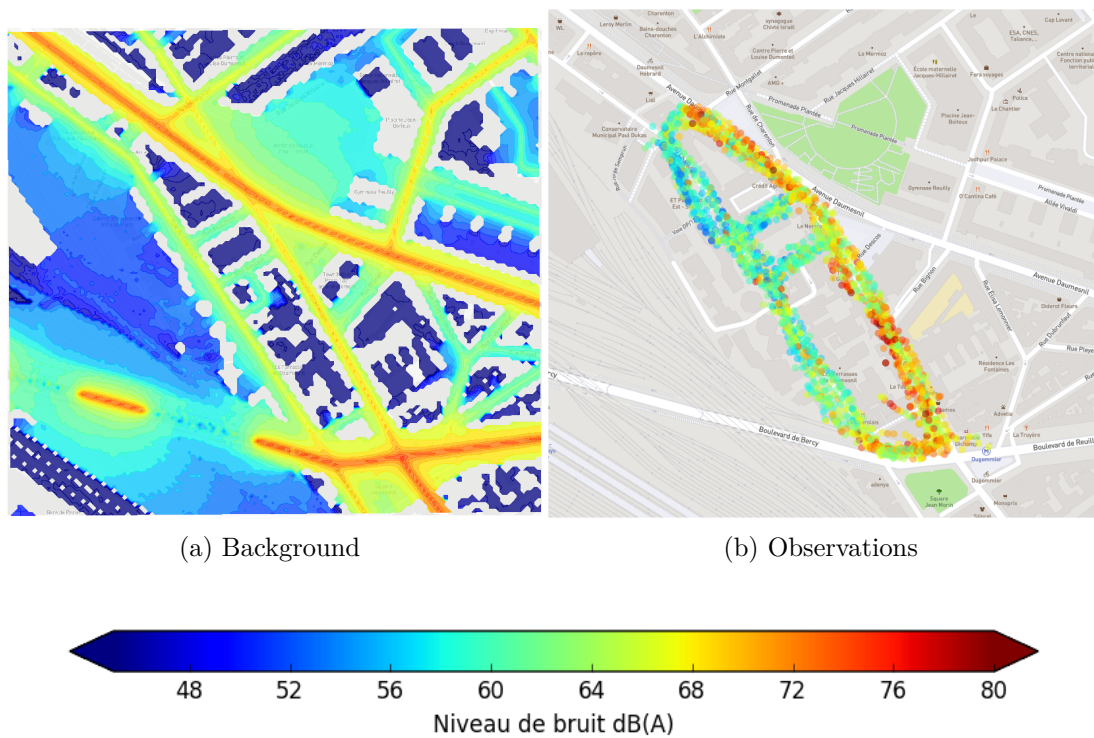


Figure IV.1. – Background and observations in the experiment zone for $TS_{9:00}$

to assume that the observed average level for each time slot was the same for each day when a measurement session was carried out. We consider the $TS_{9:00}$ and $TS_{18:00}$ $LA_{eq,1h}$ levels as gathered over three weeks of *Rumeur* data, across 72 stations, and compute the standard deviation of the corresponding samples—over time—for every station. The means—over all stations—of these standard deviations are 2.2 dB(A) (median 1.9 dB(A)) and 1.8 dB(A) (median 1.6 dB(A)) for $TS_{9:00}$ and $TS_{18:00}$ respectively. The variations from one day to another are rather small compared to the amplitude of variations that occur during one given day, which prompts the hypothesis.

IV.2.3. Background map

Noise maps are one of the main assets of cities in their mitigation strategies. These are most often generated by numerical simulation, e.g., with commercial software like SoundPLAN or CadnaA (e.g. Ko, Chang, and Lee, 2011; Suárez and Barros, 2014), or with open source software like NoiseModelling (Fortin, Bocher, et al., 2012) or TRANEX (Gulliver, Morley, et al., 2015). As a consequence of the European Noise Directive, European cities typically produce simulated time-averaged noise maps for 3 time periods, depending on the hour h of the day:

- day period : day = $\llbracket 6; 17 \rrbracket$
- evening period : evening = $\llbracket 18; 21 \rrbracket$
- night period : night = $\llbracket 22; 23 \rrbracket \cup \llbracket 0; 5 \rrbracket$.

Corresponding average levels are often labeled L_{day} , L_{evening} and L_{night} . Given a period $H \in \{\text{day}, \text{evening}, \text{night}\}$, the time average over H can be formulated with the $LA_{eq,1h}$

noise levels $(L_h)_{h \in H}$:

$$L_H = 10 \log_{10} \left(\frac{1}{|H|} \sum_{h \in H} 10^{L_h/10} \right), \quad (\text{IV.4})$$

where $|X|$ defines the cardinal of a set X , and L_h is the average noise level over h (e.g., the average between 18:00 and 19:00 for $\text{TS}_{18:00}$). Note that the H are integer intervals, and that their bounds are not fixed by the European Noise Directive, but rather chosen by each European Member State, in accordance with their own noise mitigation strategy.

A commonly 24-hour weighted average is the L_{den} level:

$$L_{\text{den}} = 10 \log_{10} \left(\frac{12}{24} 10^{L_{\text{day}}/10} + \frac{4}{24} 10^{(L_{\text{evening}}+5)/10} + \frac{8}{24} 10^{(L_{\text{night}}+10)/10} \right). \quad (\text{IV.5})$$

This average adds a 10 dB(A) penalty to the night period average, and a 5 dB(A) penalty to the evening period average to reflect dwellers' extra sensitivity to noise during the night and the evening.

In order to issue the background maps of our experiment, we were granted access to Paris L_{day} L_{evening} and L_{night} noise maps issued by the Direction des Espaces verts et de l'Environnement (DEVE). The maps were generated using CadnaA, with road traffic noise sources calculated according to the method described in Abbaléa, Andry, et al., 2009, with receptors located at 1.5 m above the ground.

In our experiment, we would like to disaggregate time-averaged maps, that is, get an estimate of L_h given an average L_H (L_{day} , L_{evening} or L_{night}). We propose the following strategy : for every state point, the evolution of L_h should follow the same trend as the typical daily noise profile $(p_h)_{h \in [0;23]}$ shown in Figure IV.2, that we derived from the Ambiciti user database. Indeed, application users are encouraged to share anonymously their data (namely, noise levels, date, location, motion) that shall be used afterward to create collaborative noise maps.

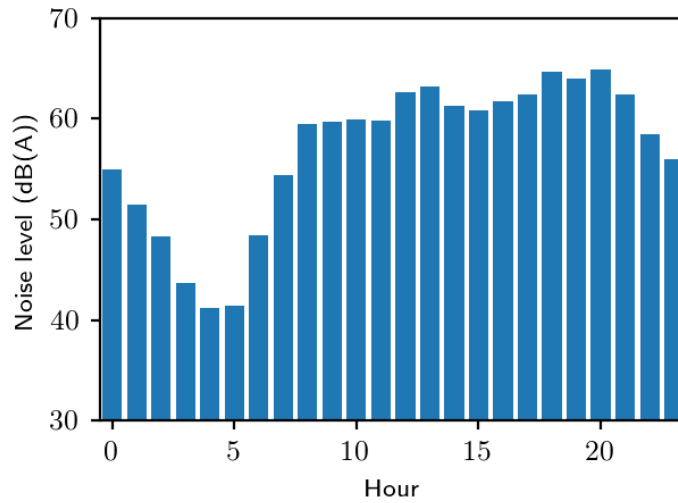


Figure IV.2. – Average Ambiciti users daily noise profile in Paris

Let $m = \min_{\mathbf{x} \in \Omega} L_H$. Ensuring the same ratios between the noise levels above m in the sequences p_h and L_h yields

$$\frac{L_{h+1} - m}{L_h - m} = \frac{p_{h+1} - m}{p_h - m},$$

that is,

$$\forall h \in H \quad \frac{L_h - m}{p_h - m} = \mu, \quad (\text{IV.6})$$

where μ is constant. Some locations (such as graveyards) usually show low levels with small variations over time. The introduction of the offset m prevents from artificially generating substantial variations at quiet locations during disaggregation.

We can now input Equation (IV.6) into Equation (IV.4):

$$\begin{aligned} L_H &= 10 \log_{10} \left(\frac{1}{|H|} \sum_{h \in H} 10^{(\mu(p_h - m) + m)/10} \right) \\ 0 &= \sum_{h \in H} 10^{\mu(p_h - m)/10} - |H| 10^{(L_H - m)/10}. \end{aligned} \quad (\text{IV.7})$$

Let

$$t = 10^{\mu/10} \iff \mu = 10 \log_{10}(t)$$

and

$$f(t) = \sum_{h \in H} t^{(p_h - m)} - |H| 10^{(L_H - m)/10}.$$

Solving Equation (IV.7), e.g., using Brent's method (Brent, 1973), amounts to finding

$$\mu = 10 \log_{10}(f^{-1}(0)). \quad (\text{IV.8})$$

Once μ is known, L_h is easily computed using Equation (IV.6).

IV.3. Estimation of the errors

The estimation of the background and observational error covariances matrices \mathbf{B} and \mathbf{R} is critical in order to obtain the best analysis possible. In Section IV.3.1, we explore the causes of background error, and propose a subsequent formula for the error covariance matrix \mathbf{B} . In Section IV.3.2, we describe the different sources of observational error that constitute a basis for an expression of the error covariance matrix \mathbf{R} . We then produce an analysis map \mathbf{x}^a , such as described by Equations (IV.2) and (IV.3). A summary of the procedure is proposed at the end of the section in the form of a condensed block diagram.

IV.3.1. Background error

Let us consider the origins of the background errors $\mathbf{e}^b = \mathbf{x}^b - \mathbf{x}^t$. First, noise models usually do not account for sources other than road, rail and air traffic—in the case of the simulation maps used in our experiment, rail and air traffic are not even included. Therefore, multiple local noise sources such as construction works are not

grasped. Second, the extrapolation from a period-averaged map to a $LA_{eq,1h}$ described in Section IV.2.3 is another source of errors. Finally, noise simulation mostly relies on traffic estimation and is thus subject to the uncertainties in the corresponding inputs.

Given these error sources, the simulation error in the vicinity of a road is assumed to strongly depend on errors on the road traffic. We also assume that, when there is an error in the traffic flow (that was used to compute the noise map) at a given location, the traffic estimation is subject to similar errors in the surrounding streets. Therefore, if an error is observed on the noise level, it is likely to be correlated with the errors on the noise levels of the surrounding streets.

As a consequence, we introduce a parametrization of the background error covariance matrix that is related to the road network. The correlation between the simulation errors at two different points will depend on the distance between these points along the road network. The rationale is that two points in the same street or in nearby streets will be affected by similar uncertainties in the traffic estimation that was used to compute the noise map. When the two points are far enough in the road network, we assume the errors in the traffic at the two points are not correlated anymore. Such an approach has already been employed for data assimilation in air pollution simulation at urban scale Tilloy, Vivien Mallet, et al., 2013. We also design the simulation error cross-correlations in terms of the background field itself, through a correlation function $\rho(x_i^b, x_j^b)$, where x_i^b and x_j^b are the values of \mathbf{x}^b at point i and j , as proposed by Riishøjgaard, 1998. The assumption is that zones with similar background values may be subject to similar simulation errors. The proposed expression for the error covariance matrix reads

$$B_{ij} = \sigma_b^2 \exp\left(-\frac{d_{ij}}{L_d}\right) \exp\left(-\frac{|x_i^b - x_j^b|}{L_b}\right), \quad (\text{IV.9})$$

where σ_b^2 is a variance term, in dB(A)^2 , d_{ij} is the length of shortest path along the road network between the projections of points i and j on the closest road, L_d is a characteristic distance along the road network, and L_b is a characteristic distance between two noise levels, in dB(A) .

An undirected graph G of the road network is built using OpenStreetMap² data. For each state point location \mathbf{X}_i , the closest road is found. The projection onto this road is added as a vertex of G . In the case of our experiment, this yields a graph that has $V = 21\,324$ vertices ($V < n$ because several state points have the same projection on the road network) and $E = 22\,660$ edges. We use the boost library implementation of Johnson's algorithm³ to compute the shortest path d_{ij} between each pair of vertices (V_i, V_j) , with a complexity of $\mathcal{O}(VE \log(V))$.

The leading term σ_b^2 of Equation (IV.9) right-hand side is the diagonal term of \mathbf{B} , that is, the background error variance at each model grid point. It is estimated by comparing levels captured by fixed microphones of the urban noise monitoring network *Rumeur* and the values of simulated hourly maps. The *Rumeur* recorded data are downloaded as hourly $LA_{eq,1h}$ levels between January 1, 2015 and July 1, 2017. Levels corresponding to $TS_{9:00}$ and $TS_{18:00}$ are averaged and compared to their background counterparts.

2. <https://www.openstreetmap.org>

3. http://www.boost.org/doc/libs/1_61_0/libs/graph/doc/johnson_all_pairs_shortest.html

The data from a total of 88 monitoring stations are considered. The sample mean and standard deviation of the corresponding distributions are reproduced in Table IV.1. By way of comparison, we also report the distributions of the discrepancies between *Rumeur* L_{day} , L_{evening} , L_{night} and L_{den} averaged levels, and the corresponding simulated levels.

The parameters σ_b , L_d and L_b are tuned based on both the above comparison (for σ_b), and a statistical analysis that is developed in Section IV.4.3.3. Their values are set to:

$$\sigma_b^2 = 10 \text{ dB(A)}^2$$

$$L_d = 75 \text{ m}$$

$$L_b = 5 \text{ dB(A)}$$

	TS9:00	TS18:00	L_{day}	L_{evening}	L_{night}	L_{den}
Mean	1.5	-0.1	0.2	0.3	0.8	0.6
Standard deviation	4.1	3.7	4.0	3.7	3.6	3.6

Table IV.1. – Mean and standard deviation of the discrepancy between *Rumeur* and the simulated levels, in dB(A). These errors are shown for the hourly levels TS9:00 and TS18:00, for day, evening, and night time periods, and entire day (L_{den} level).

IV.3.2. Observational error

The observational error is the discrepancy between the observations \mathbf{y} and their true-state counterpart $\mathbf{H}\mathbf{x}^t$.

$$\mathbf{e}^o = \mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{x}^t. \quad (\text{IV.10})$$

We consider that this error consists of three different mutually uncorrelated errors, as detailed below: an *instrumental* error \mathbf{e}^i , a *temporal representativeness* error \mathbf{e}^r , and a *spatial representativeness* error \mathbf{e}^l . After analyzing these three errors, \mathbf{R} is built by adding the subsequent error covariance matrices:

$$\begin{aligned} \mathbf{R} &= \mathbf{\Sigma}^i + \mathbf{\Sigma}^r + \mathbf{\Sigma}^l \\ &= \mathbb{E}(\mathbf{e}^i(\mathbf{e}^i)^\text{T}) + \mathbb{E}(\mathbf{e}^r(\mathbf{e}^r)^\text{T}) + \mathbb{E}(\mathbf{e}^l(\mathbf{e}^l)^\text{T}) \end{aligned}$$

IV.3.2.1. Instrumental error

In order to comply with the unbiasedness hypothesis, we performed a calibration of the phone using *Ambiciti*'s embedded calibration module. This is done in essence by comparing the outputs of the phone and those of a reference sound level meter (SLM) when measuring pink noise simultaneously. One must look for a range of noise levels where the differences between the phone readings and the SLM readings are almost constant, then average these differences. Raw phone levels are corrected by subtracting the estimated bias. Note that this strategy is further described and motivated in Ventura, Vivien Mallet, Valérie Issarny, et al., 2017. Once the systematic error is

canceled, the instrumental error variance is generally low (less than 2 dB(A)^2) within a range of moderate sound levels. Mobile phone readings may still be erroneous in the case where extreme levels or frequencies are measured—typically $L \notin [35, 90] \text{ dB(A)}$ or if the signal spectrum is essentially outside the $[100, 5000] \text{ Hz}$ range. We thus choose a numerical value of $\sigma_i^2 = 2 \text{ dB(A)}^2$ for instrumental error variance.

IV.3.2.2. Temporal representativeness error

We want to evaluate $\text{LA}_{eq,1h}$ averages, while the observations are $\text{LA}_{eq,5s}$. Although the experiment zone was covered through a fair number of measurement sessions in an attempt to sample the state vector as thoroughly as possible, if the noise signal has significant variability over time, chances are that a 5 s measurement might grasp a local extremum of this signal. The induced error is called a *representativeness* error: the observation is not representative of the target noise level. We evaluate this error based on the time-variability of a corpus of 10-minute urban noise recordings, made at several locations of the experiment zone, with levels of traffic ranging from a few vehicles per minute to a significant flow on a 2-lane road. Each recording is reported in Table IV.2 along with some statistics discussed in the next paragraphs. Some of the recordings were made at the same time with both the mobile phone used for the experiment, and a Svantek 971 SLM. In that case, the recordings numbering in Table IV.2 match. We first look at the evolution of the $\text{LA}_{eq,T}$ against T , then we analyze the overall variability of the recordings by splitting them into consecutive chunks of a given duration.

Rec.	$\text{LA}_{eq,10\text{min}}$	1/8 s	1/2 s	1 s	5 s	10 s						
1	63.2	6.7	6.3	6.2	6.1	6.0						
2	62.3	5.0	4.3	4.3	4.2	4.1						
3	71.3	6.2	5.4	5.4	5.1	4.7						
4	70.9	6.6	5.9	5.9	5.6	5.2						
5	71.5	7.0	6.4	6.3	5.9	5.6						
6	61.3	6.1	5.5	5.4	5.3	5.3						
7	71.5	6.5	5.7	5.7	5.5	5.2						
8	71.1	7.3	6.7	6.6	6.3	5.9						
9	60.5	5.4	4.7	4.7	4.5	4.4						
10	70.2	5.4	4.5	4.4	4.1	3.8						
11	72.5	7.1	6.4	6.4	6.0	5.6						
							Rec.	$\text{LA}_{eq,10\text{min}}$	1/2 s	1 s	5 s	10 s
							7	71.6	5.8	5.8	5.7	5.5
							8	70.9	7.1	7.1	7.0	6.5
							9	59.6	4.7	4.7	4.7	4.5
							10	69.3	4.4	4.4	4.1	3.7
							11	72.3	6.7	6.6	6.4	5.8
							12	78.9	9.0	9.0	8.8	8.6

Table IV.2. – Mean and standard deviation (dB(A)) of $\text{LA}_{eq,T}$ distributions as a function of slice duration T . Phone-recorded levels (left), SLM levels (right)

Convergence of the $\text{LA}_{eq,T}$ against T We plot the evolution of $\text{LA}_{eq,T}$ when T increases—note the time axis logarithmic scale—for each of the SLM recordings in Figure IV.3. After a quite dynamic phase, most $\text{LA}_{eq,T}$ levels seem to hold essentially steady from $T \simeq 100 \text{ s}$ until the end of the recordings. Recording 12 is a clear exception because a police vehicle with a loud siren drove through the street during the last minute of the recording. The question of the right duration for an urban acoustic measurement to yield information on the period of the day is discussed in Brocolini, Lavandier, Quoy, and Ribeiro, 2013. Interestingly, one of the main conclusions of this

study is that 10 min are generally enough in order to classify the period of the day of the recording. The chosen duration of 5 s for the experiment measurements duration seems to be very short in view of this previous result and the shapes of Figure IV.3 curves, but as stated in Section IV.2, this was set with the aim of gathering a significant number of observations that could be associated with a given geographical position even during a walking experimental session.

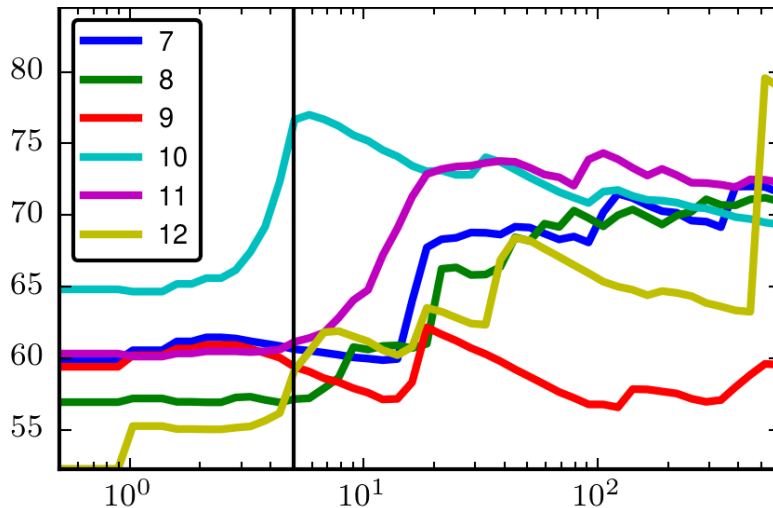


Figure IV.3. – Convergence of the $LA_{eq,T}$ SLM levels (dB(A)) against integration time T (in s). A vertical line is drawn at $T = 5$ s, which is the default recording time in *Ambiciti*, the axis ends at $T = 600$ s. The legend follows Table IV.2 numbering.

Variability against integration time T Each recording device allows different durations for the computation of $LA_{eq,T}$ levels. The smallest available duration is $1/8$ s for the mobile phone equipped with *Ambiciti*, and $1/2$ s for the SLM. For each 10 min series, the whole recording is split into c consecutive chunks of equal duration T , in order to constitute a distribution of c $LA_{eq,T}$ levels. This operation is carried out for $T \in \{1/8 \text{ s}, 1/2 \text{ s}, 1 \text{ s}, 5 \text{ s}, 10 \text{ s}\}$ for the mobile phone, and $T \in \{1/2 \text{ s}, 1 \text{ s}, 5 \text{ s}, 10 \text{ s}\}$ for the SLM. The $LA_{eq,10 \text{ min}}$ and standard deviations of the corresponding distributions are reported in Table IV.2. We can observe a good match between the mean values of the SLM outputs and the *Ambiciti* outputs. In view of the conclusions of the preceding paragraph, it is quite interesting to note that the standard deviations of the phone levels do not decrease significantly (a little more than 1 dB(A)) when the slices duration are increased by a factor of 80 (from $1/8$ s to 10 s).

The histograms of the SLM levels for $T = 5$ s are plotted in Figure IV.4. Recordings 9 and 10 have the narrowest unimodal distributions, with modes around 55 dB(A) and 65 dB(A), and standard deviations of 4.7 dB(A) and 4.1 dB(A) respectively. They were carried out in a quiet one-way low-speed street (Recording 9), and a two-way street with moderate continuous traffic (Recording 10). On the other hand, Recording 8 and 11 were carried out in the vicinity of traffic lights. They show higher variability and several modes corresponding to the two states “vehicles stopped at red light” / “vehicles

starting moving after green light”. Recording 12 was carried out in a one-way street with no traffic lights but a few speed bumps. It has the most disperse distribution, with a standard deviation of 8.8 dB(A). The traffic flow was fickle, with some long car-free moments, but loud events (police car siren) also occurred. This seems to indicate that the temporal representativeness error depends on measurement location but does not vary excessively between very different contexts.

We consider the variations of phone-recorded levels in Table IV.2 (left). The average of all variances for $T = 5$ s is 28.3 dB(A)^2 . This result gives a basis for the variance associated with the temporal representativeness error. With an additional calibration with the statistical diagnosis of Section IV.4.3.3, we choose the value

$$\sigma_r^2 = 22 \text{ dB(A)}^2.$$

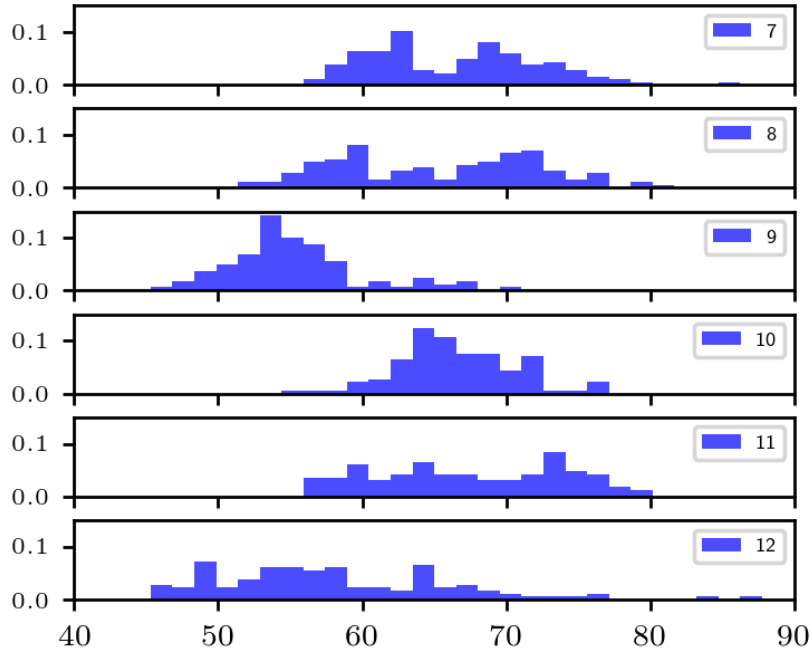
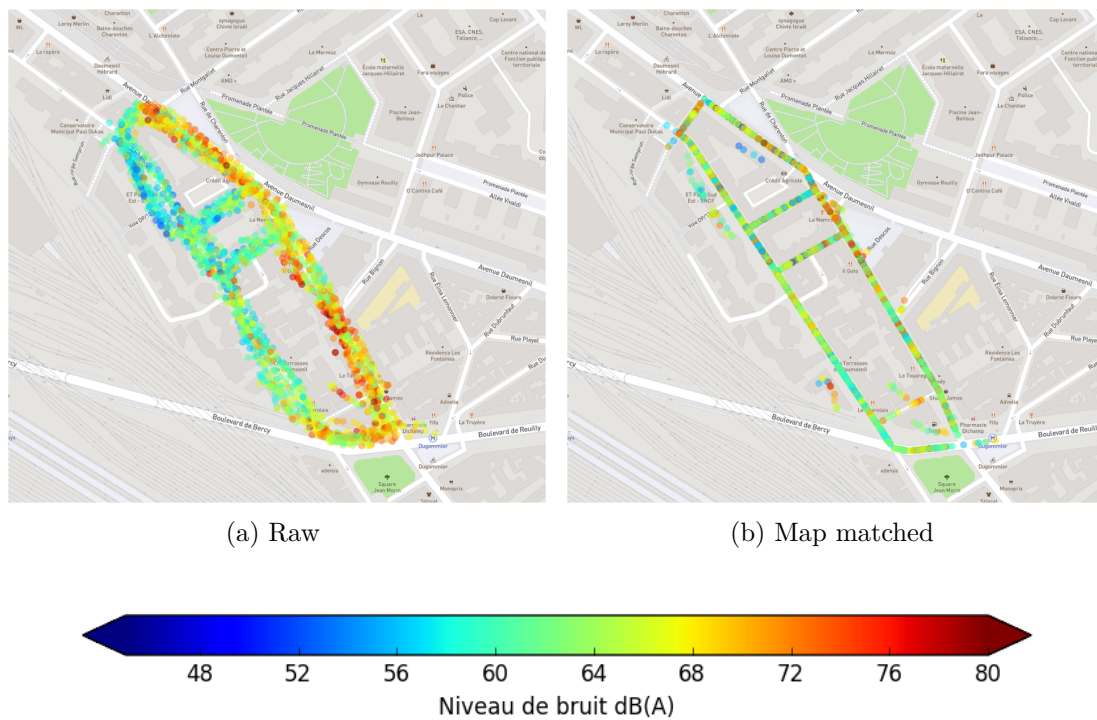


Figure IV.4. – $LA_{eq,5s}$ distributions of the SLM recordings

IV.3.2.3. Location representativeness error

As described in Section IV.2.2, we use GPS-issued locations in order to compare each component \mathbf{y} to its \mathbf{x}^b counterpart using the observation operator \mathbf{H} . However, it is likely that an observation will be compared to a component of \mathbf{x}^b that is not located at the same location as the actual measuring position for three reasons: as already stated in Section IV.2, the operator \mathbf{H} performs a nearest neighbor approximation; the GPS outputs are subject to errors; the operator may be moving during the measurement duration. We assume that the latter is less generating of observational errors than the GPS localization: as further detailed in Section IV.3.2.3, the GPS location error is isotropic, with a value that can be significantly higher than the traveled distance while walking for 5 s. In addition, during a 5-second measurement, the operator generally

Figure IV.5. – Observations locations for TS_{9:00}

remains within a track where noise level variations are small. All the positions of the observations, as returned by the GPS for TS_{9:00} are plotted in Figure IV.5a. Some areas are more affected by location errors than others, which is typical of GPS-based localization (e.g. Cui and Ge, 2003). An attempt to mitigate the errors, by correcting the observations GPS locations can be achieved through an algorithm of so-called *map matching* (e.g. Lou, Zhang, et al., 2009; Newson and Krumm, 2009). The result of the application of such an algorithm is plotted in Figure IV.5b. Almost all of the observations locations have been snapped to the closest road. This preprocessing may bring the GPS-issued locations closer to the true measurement locations in most of the cases, but it actually introduces a bias. Indeed, a processed position lies in the middle of the road, but if we look at Figure IV.1a, we see that the model output shows strong gradients in the direction orthogonal to the roads, with maximum levels along the roads middle axis. The background noise levels corresponding to the map matched observations are thus virtually increased.

Therefore, we decide to leave aside map matching processing, and now describe the estimation of the representativeness error when comparing an observation y subject to location error with its—potentially ill-chosen—background counterpart.

Estimation of the error Android documentation⁴ states that, given a $(\psi, \lambda, \sigma_{loc})$ latitude/longitude/accuracy triplet, it is assumed that location errors are random with a normal distribution and there is a 68% probability that the true location is inside the

4. [https://developer.android.com/reference/android/location/Location.html#getAccuracy\(\)](https://developer.android.com/reference/android/location/Location.html#getAccuracy())

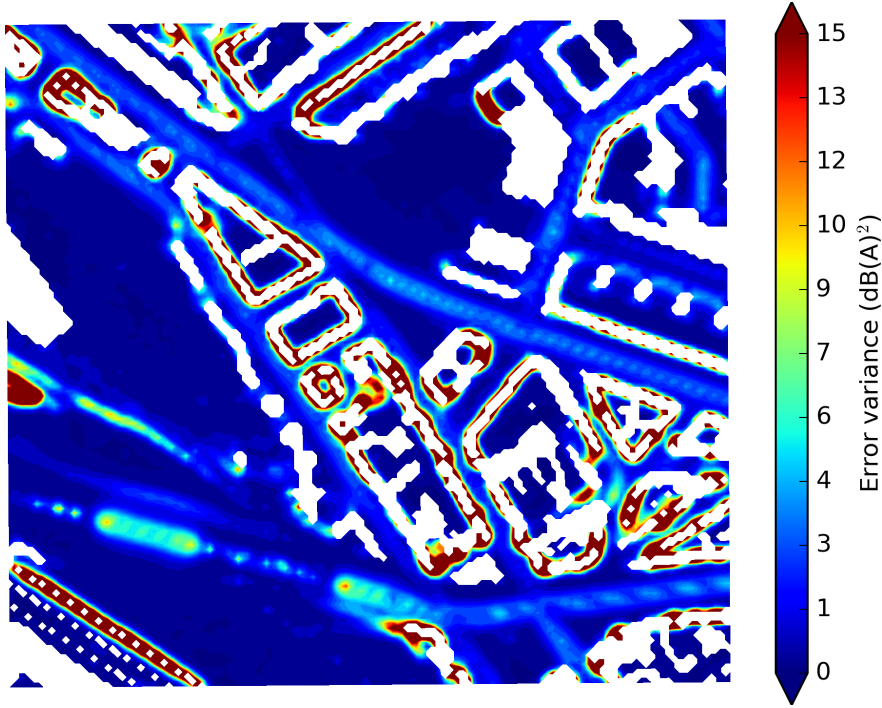


Figure IV.6. – Simulation of $\text{Var}(e^l)$ over Ω

circle centered at (ψ, λ) with radius σ_{loc} . Let \mathbf{X}^t be the true location of an observation y and \mathbf{X} the location, as returned by the GPS, both expressed in local Cartesian coordinates. GPS coordinates are converted using the Lambert-93 map projection (EPSG:2154). Assuming the direction of the errors is uniformly distributed, let

$$r \sim \mathcal{N}(0, \sigma_{loc}^2), \quad \theta \sim \mathcal{U}(0, 2\pi),$$

and

$$\mathbf{X} = \mathbf{X}^t + \boldsymbol{\eta} = \mathbf{X}^t + |r| \begin{pmatrix} \cos \theta \\ \sin \theta \end{pmatrix}, \quad (\text{IV.11})$$

so that $\Pr(\|\mathbf{X} - \mathbf{X}^t\|_2^2 \leq \sigma_{loc}^2) = 0.68$.

With these notations, estimating error e^l (note the absence of boldface in order to distinguish from vector \mathbf{e}^l) for an observation y amounts to evaluating the variance associated with $p(y(\mathbf{X}^t + \boldsymbol{\eta}))$, where $p(\cdot)$ denotes a probability density function. Since we do not have access to such distribution, we instead generate samples of $p(x_b(\mathbf{X}^t + \boldsymbol{\eta}))$ by simulating 10 000 values of $\boldsymbol{\eta}$, for all $\mathbf{X}^t \in \Omega$. We use $\sigma_{loc} = 5$ m, which is close to both the average and the median GPS accuracy for all measurement values returned by the Android location service in our case. This simulation provides an estimate of $\text{Var}(e^l)$ for every point of Ω , and the result is plotted in Figure IV.6. As in Figure IV.1a, white areas represent missing values in the background vector. The values are globally low, with a pattern along the road network, and higher values in some particular areas. The state points with significant error variance values are located in areas where the gradient of \mathbf{x}^b is strong, that is, with high spatial variability within their vicinity. For instance, the value of $\text{Var}(e^l)$ near a building is high because background levels

inside building yards are very low compared to street levels. Another particular area is located in the lower left corner where an underpass of the main road is considered in the simulation input geometry. To a lesser extent, the values along the road network can be significant due to the simulation-induced gradient mentioned at the beginning of the present section. Let Q be the quantile function of the distribution of the variances, Table IV.3 sums up a few values of Q . As already observed in Figure IV.6, most of the error variances are quite small: half of the values are less than 1.2 dB(A)^2 , and some of them are negligible (corresponding to blue areas where the acoustic field is almost constant). High error variance values are associated with points confined within zones of high noise field variability and represent only a small portion of the points in Ω .

p	0.10	0.50	0.75	0.90
$Q(p)$	0.1	1.2	3.8	24.7

Table IV.3. – Quantiles $Q(p)$ of the estimated location representativeness error variance values in dB(A)^2 .

Let $\Sigma^l = \mathbb{E}(e^l(e^l)^T)$ be the location representativeness error covariance matrix. Each time a computation of \mathbf{x}^a is carried out, the diagonal terms Σ_{ii}^l of Σ^l are estimated with the corresponding “background location error variance” (Figure IV.6). It is likely that the errors are cross-correlated, especially when the location provider carries out trajectory estimation. This happens quite often in the case of GPS-issued location when the number of available satellites is low (Cui and Ge, 2003). In that case, the error correlations are a function of time and depend on the observed trajectory. Their *a priori* estimation is therefore difficult, and we choose to neglect these covariances in the estimation of Σ^l . Let \mathbf{X}_i be the GPS-issued location of observation y_i , the approximation reads

$$\Sigma_{ii}^l \simeq \text{Var}(x_b(\mathbf{X}_i)).$$

The errors descriptions presented in this section can certainly be used in any urban context, provided that the following is available:

- an estimate of the background error variance σ_b^2 , based on, e.g., some high-quality monitoring data;
- road network data, in order to compute \mathbf{B} extra-diagonal terms—OpenStreetMap provides comprehensive data for numerous cities worldwide;
- a background state \mathbf{x}^b , for both the estimation of \mathbf{B} and Σ^l ;
- a way to assess the instrumental error;
- a dataset of recordings that is considered representative of the soundscape time variations, for the estimation of σ_r^2 .

IV.4. Results and discussion

The data assimilation procedure presented in Section IV.2, using the error statistics from Section IV.3, leads to the computation of \mathbf{x}^a and the associated error variance $\text{Var}(e^a)$ for the two experiments TS_{9:00} and TS_{18:00}. These outputs are rendered as maps and discussed in the next section. We then introduce tools for the evaluation of these results in Section IV.4.3.

IV.4.1. Analysis maps

The background and analysis maps of each experiment are plotted in Figure IV.7 and Figure IV.8, along with two-fold cross validation maps discussed in Section IV.4.3.2. The first thing one can notice is that all levels are scaled up in TS_{18:00} background compared with TS_{9:00} background. This is consistent with Section IV.2.3 hypotheses for the disaggregation of period maps into hourly maps using our user-derived noise profile. Indeed, the noise profile levels are 59.7 dB(A) for TS_{9:00} and 64.6 dB(A) for TS_{18:00}. The noise levels on the two parallel streets that constitute most of the experiment path (see, e.g., Figure IV.1b) are heavily altered in both analyses. The levels in the leftmost street are decreased by more than 5 dB(A) in both analyses. The TS_{9:00} analysis levels in the rightmost street are significantly increased compared with the background values, but the TS_{18:00} analysis levels are slightly decreased. Also, main traffic axes levels are mildly altered (small decrease). This suggests that the simulations traffic inputs, used to produce the background levels, fail to grasp the features of the secondary roads.

We can also observe that some building yards levels are quite affected in the vicinity of measurements locations. On the one hand, given a measurement located in a street, the background error covariance matrix \mathbf{B} design (IV.9) results in almost no noise level correction in \mathbf{x}^a for those points that are located in a yard on an axis perpendicular to the road: the correlation function value $\rho(x_s, x_y)$ between the corresponding state points is extremely small, because of the large discrepancy between typical simulated street levels and yard levels. Still, some observations are located inside yards, and lead to significant updates in the analysis. Indeed, levels are quite homogeneous inside yards, hence close points show a significant background error correlation. However, the expansion of such corrections to the adjacent streets is also limited thanks to the low values of $\rho(x_s, x_y)$.

Such an outcome could be mitigated for instance by carrying out an adequate number of actual observations inside yards.

IV.4.2. Analysis error variance

We introduce the error reduction rate, for some point $\mathbf{X} \in \Omega$:

$$e = \left(1 - \frac{\sigma_a}{\sigma_b}\right),$$

where σ_a (resp. σ_b) is the analysis error (resp. background error) standard deviation at point \mathbf{X} , that is, a diagonal term of \mathbf{A} (resp. \mathbf{B}). This rate measures by how much the error distribution has been narrowed by the assimilation, for each point in space. The error reduction rates for both experiments are shown in Figure IV.9. Significant values appear along the paths followed during both experiments, which conforms with the analysis maps discussion. The values are also quite homogeneous: they range from about 40% to 60% (maxima at 68.3% and 67.8%), although the improvements do not spread significantly outside of this path, except in the lower region of the map. Indeed, the correlation length L_d is rather small, and entail small correlations between the errors at observed locations and distant state points.

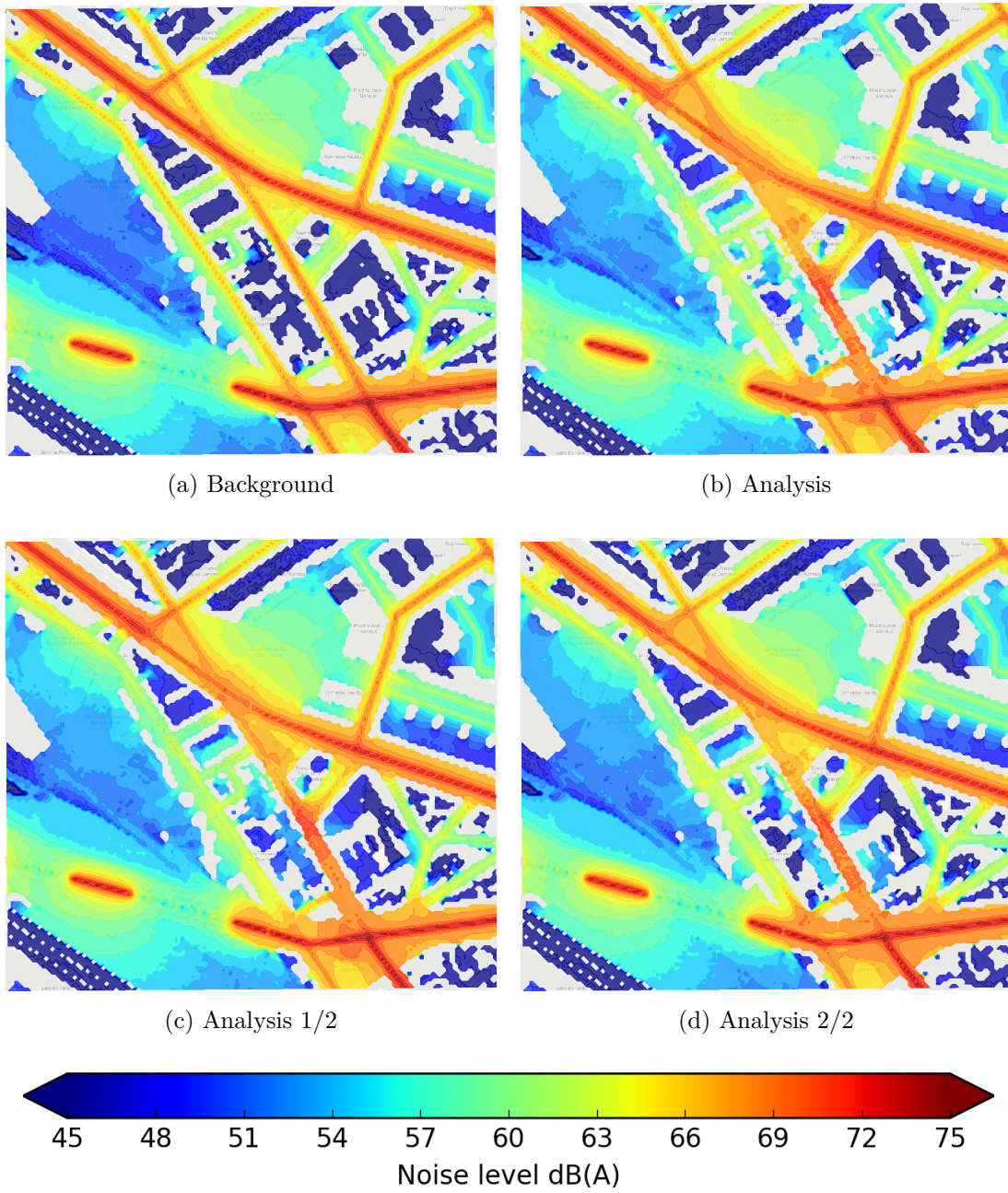
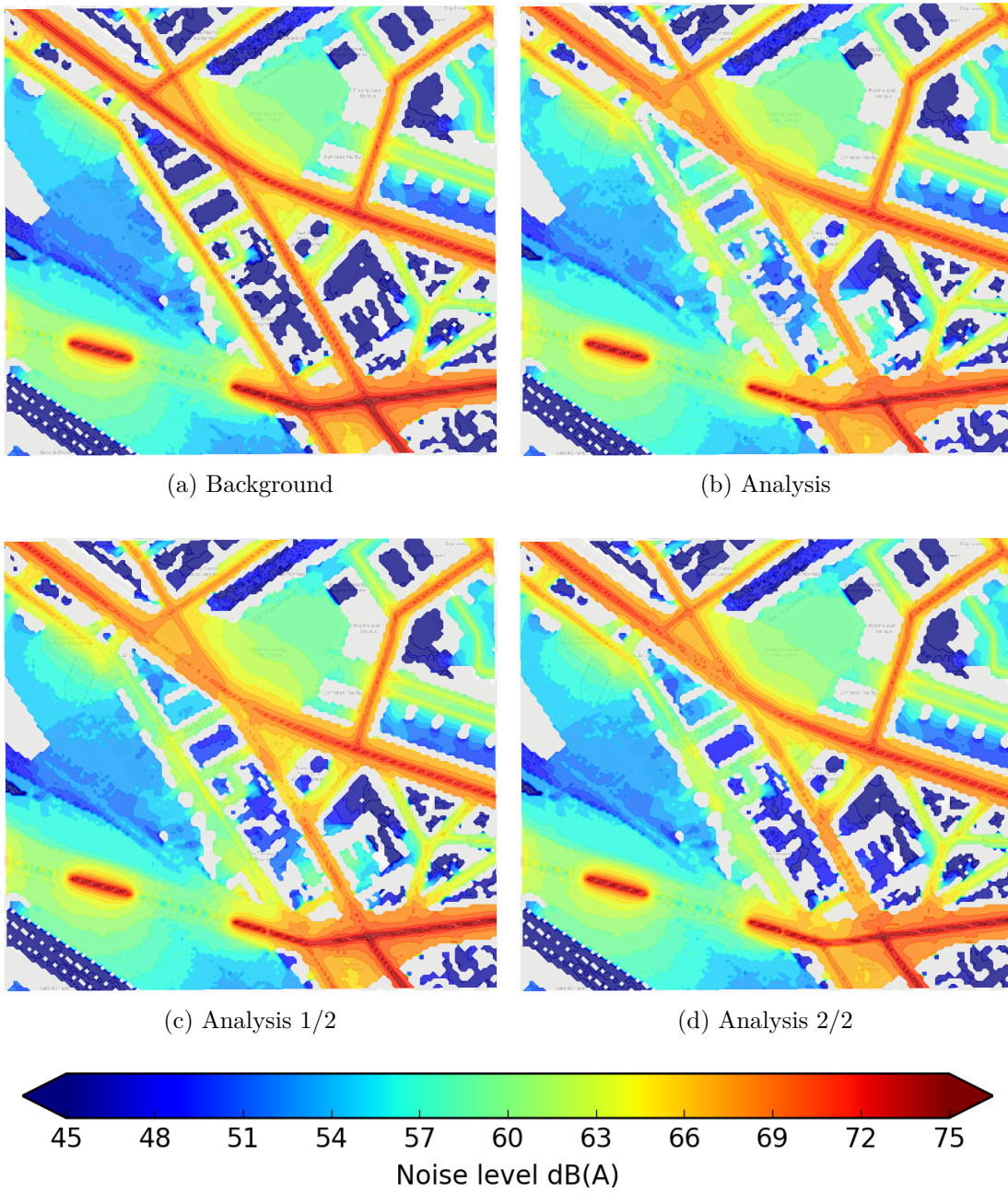


Figure IV.7. – Noise maps for TS_{9:00}

Figure IV.8. – Noise maps for TS_{18:00}

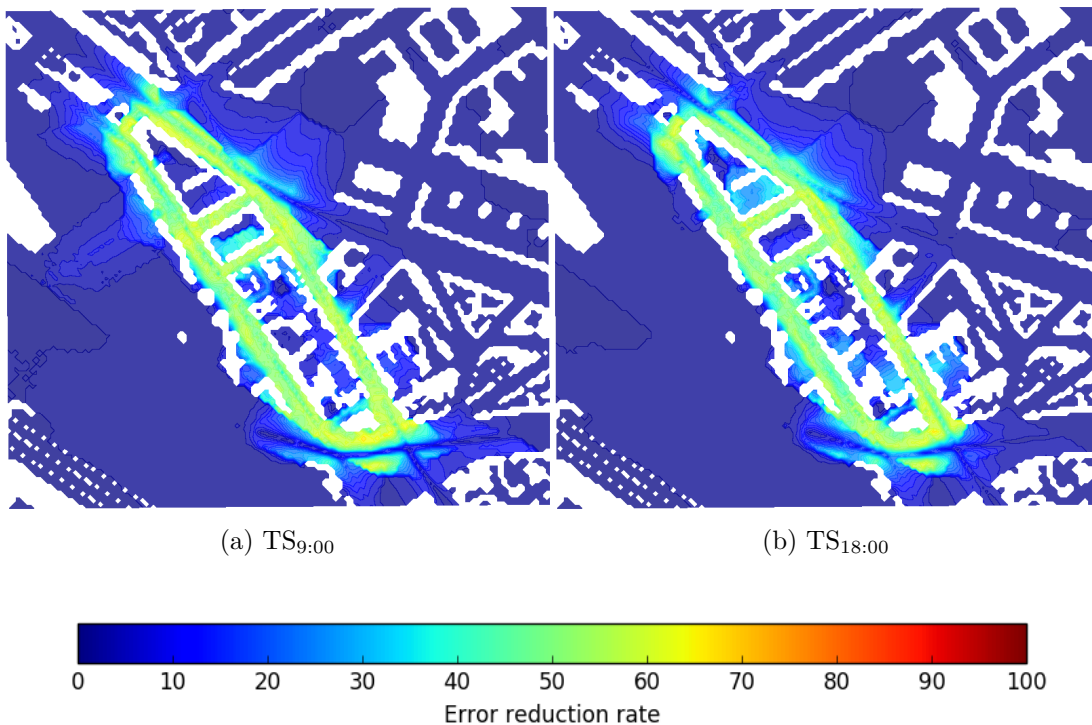


Figure IV.9. – Error reduction rates (%) for both experiments

IV.4.3. Validation

Three ways of validation of the aforementioned results are presented in this section:

- Comparing the outputs of the analyses to some reference value considered as ground truth.
- Computing an analysis using only part of the observations of a measurement session, and compare this output to the remaining observations (cross-validation).
- Checking that the estimated error covariances are consistent with the empirical distribution of the innovations.

IV.4.3.1. Comparison to ground truth

Among the 6 SLM measurements of Table IV.2, 3 were carried out during TS1, and 3 during TS2. We carried out 6 supplementary SLM measurements. Measurements levels are reported in Table IV.4, along with their geographical location. They constitute a series of what is considered ground truth values for each time slot. Note that the value from Recording 12 was ignored since the SLM $LA_{eq,10\text{ min}}$ was artificially increased by a loud event at the end of the recording.

We compare these ground truth levels \mathbf{s} to \mathbf{x}^b and \mathbf{x}^a at the location of these SLM measurements using the root-mean-square error (RMSE):

$$\text{RMSE}(\mathbf{d}) = \sqrt{\frac{1}{K} \sum_{k=1}^K d_k^2},$$

Exp.	$LA_{eq,10\text{min}}$	TS	Longitude λ	Latitude ψ
7	71.6	TS _{18:00}	2.385 37	48.842 35
8	70.9	TS _{18:00}	2.388 07	48.840 39
9	59.6	TS _{9:00}	2.386 19	48.841 45
10	69.3	TS _{9:00}	2.387 33	48.841 15
11	72.3	TS _{9:00}	2.388 02	48.838 94
13	69.5	TS _{9:00}	2.385 52	48.842 25
14	70.7	TS _{9:00}	2.388 40	48.840 12
15	59.8	TS _{9:00}	2.385 80	48.841 17
16	62.5	TS _{18:00}	2.385 80	48.841 17
17	60.8	TS _{18:00}	2.387 00	48.840 99
18	70.5	TS _{18:00}	2.388 39	48.840 12

Table IV.4. – SLM 10 min recordings, used as ground truth.

where d_k represents the departure between an SLM measurement and the corresponding analysis or background value. We report the RMSE values in Table IV.5. The RMSEs are decreased by 1.4 dB(A) and 1.1 dB(A) respectively.

TS _{9:00}		TS _{18:00}	
$\mathbf{H}\mathbf{x}^b - \mathbf{s}$	$\mathbf{H}\mathbf{x}^a - \mathbf{s}$	$\mathbf{H}\mathbf{x}^b - \mathbf{s}$	$\mathbf{H}\mathbf{x}^a - \mathbf{s}$
4.5	3.1	3.7	2.7

Table IV.5. – RMSE values (in dB(A)) of departures between \mathbf{x}^b or \mathbf{x}^a and SLM measurements, considered as ground truth.

IV.4.3.2. Cross-validation

In order to carry out cross-validation, we randomly split the vector of observations into two vectors \mathbf{y}_1 and \mathbf{y}_2 for each experiment, and compute the corresponding analyses \mathbf{x}_1^a and \mathbf{x}_2^a . A quick glance at these two-fold splits, shown in Figure IV.7 and Figure IV.8 (labeled as Analysis 1/2 and 2/2) suggests that both couples are quite consistent. To assess this consistency, we compare the observations from one half of the split with their background or complementary analysis counterparts. That is, with the previous notation: $\mathbf{y}_1 - \mathbf{H}_1\mathbf{x}^b$ vs. $\mathbf{y}_1 - \mathbf{H}_1\mathbf{x}_2^a$ (respectively $\mathbf{y}_2 - \mathbf{H}_2\mathbf{x}^b$ vs. $\mathbf{y}_2 - \mathbf{H}_2\mathbf{x}_1^a$), where \mathbf{H}_i stands for the observation operator adapted to the vector of observations \mathbf{y}_i . We expect for each time slot that the innovations from both sets should be close, and that the observations from one set should be closer to the analysis computed using the complementary set. In terms of dispersion, the standard deviation of $\mathbf{y}_i - \mathbf{H}_i\mathbf{x}_{i^c}^a$ should be smaller than the standard deviation of $\mathbf{y}_i - \mathbf{H}_i\mathbf{x}^b$ (where i^c represents the complementary set of set i). The mean and standard deviation of each distribution are reported, for both time slots, in Table IV.6. The standard deviation of $\mathbf{y}_i - \mathbf{H}_i\mathbf{x}_{i^c}^a$ is less than $\mathbf{y}_i - \mathbf{H}_i\mathbf{x}^b$ in every case (the differences lie between 1.2 dB(A) and 1.6 dB(A)), and the distributions are better centered. When looking at the values, one must keep in mind that these distributions cover the whole domain Ω , while the analyses only bring significant changes over a reduced zone, as seen in Section IV.4.2.

As mentioned in Section IV.2.1, the hypotheses of the BLUE state that both the background and the observations should be unbiased, that is, $\mathbb{E}(\mathbf{e}^b) = \mathbb{E}(\mathbf{e}^o) = \mathbf{0}$. An effort was made in an attempt to remove the observational bias, as described in Section IV.3.2.1, and it is therefore assumed to be small. However, model biases cannot be fully monitored since only a few locations are observed. Note that we should have

$$\mathbb{E}(\mathbf{y}_i - \mathbf{H}_i \mathbf{x}^b) = \mathbb{E}(\mathbf{y}_i - \mathbf{H}_i \mathbf{x}^t - \mathbf{H}_i \mathbf{x}^b + \mathbf{H}_i \mathbf{x}^t) = \mathbb{E}(\mathbf{e}_i^o - \mathbf{H}_i(\mathbf{e}^b)) = \mathbf{0}.$$

We see that the magnitudes of the empirical means of $\mathbf{y}_1 - \mathbf{H}_1 \mathbf{x}^b$ and $\mathbf{y}_2 - \mathbf{H}_2 \mathbf{x}^b$ remain relatively low, especially for TS_{9:00}.

If some bias is left in, the analyses may be suboptimal.

TS _{9:00}				
	$\mathbf{y}_1 - \mathbf{H}_1 \mathbf{x}^b$	$\mathbf{y}_1 - \mathbf{H}_1 \mathbf{x}_2^a$	$\mathbf{y}_2 - \mathbf{H}_2 \mathbf{x}^b$	$\mathbf{y}_2 - \mathbf{H}_2 \mathbf{x}_1^a$
Mean	0.4	0.2	0.4	0.2
Standard deviation	6.0	4.8	6.1	4.5

TS _{18:00}				
	$\mathbf{y}_1 - \mathbf{H}_1 \mathbf{x}^b$	$\mathbf{y}_1 - \mathbf{H}_1 \mathbf{x}_2^a$	$\mathbf{y}_2 - \mathbf{H}_2 \mathbf{x}^b$	$\mathbf{y}_2 - \mathbf{H}_2 \mathbf{x}_1^a$
Mean	-1.0	0.8	-1.5	0.2
Standard deviation	6.6	5.3	6.0	4.4

Table IV.6. – Mean and standard deviation (in dB(A)) of cross-comparisons between observations, analyses and background values.

IV.4.3.3. Diagnosis of the error covariances

A method to check the consistency between the estimated error covariance matrices and the data, based on errors statistics in the observation space, was proposed by Desroziers, Berre, Chapnik, and Poli, 2005. We present a criterion inspired by this work. This criterion was used, along with the investigation led in Section IV.3, in the tuning of the error variance matrices parameters: the diagonal variances terms σ_b^2 , σ_r^2 and the characteristic distances L_d and L_b , involved in the definition of \mathbf{B} (see Equation (IV.9)).

Using the hypothesis from Section IV.2.1— \mathbf{x}^b and \mathbf{y} are unbiased, and their errors are uncorrelated—we can compute covariances in the observation space. Let

$$\begin{aligned} \mathbf{d}_b^o &= \mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{x}^b = \mathbf{e}^o - \mathbf{H}\mathbf{e}^b, \\ \mathbf{d}_a^o &= \mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{x}^a = \mathbf{e}^o - \mathbf{H}\mathbf{e}^a. \end{aligned}$$

A first result can be derived by evaluating

$$\mathbb{E}(\mathbf{d}_b^o (\mathbf{d}_b^o)^T) = \mathbb{E}(\mathbf{e}^o (\mathbf{e}^o)^T) + \mathbb{E}(\mathbf{H}\mathbf{e}^b (\mathbf{H}\mathbf{e}^b)^T) - \mathbb{E}(\mathbf{H}\mathbf{e}^b (\mathbf{e}^o)^T) - \mathbb{E}(\mathbf{e}^o (\mathbf{H}\mathbf{e}^b)^T) \quad (\text{IV.12})$$

$$= \mathbf{R} + \mathbf{H}\mathbf{B}\mathbf{H}^T. \quad (\text{IV.13})$$

We call $\mathbf{S} = \mathbf{R} + \mathbf{H}\mathbf{B}\mathbf{H}^T$ the innovation covariance matrix. A second diagnosis on the

observational error covariance can be derived noticing that

$$\begin{aligned}
\mathbf{d}_a^o &= \mathbf{y} - \mathbf{H}(\mathbf{x}^b + \mathbf{K}\mathbf{d}_b^o) \\
&= (\mathbf{I} - \mathbf{H}\mathbf{K})\mathbf{d}_b^o \\
&= \left[(\mathbf{H}\mathbf{B}\mathbf{H}^\top + \mathbf{R}) - \mathbf{H}\mathbf{B}\mathbf{H}^\top \right] (\mathbf{H}\mathbf{B}\mathbf{H}^\top + \mathbf{R})^{-1} \mathbf{d}_b^o \\
&= \mathbf{R}(\mathbf{H}\mathbf{B}\mathbf{H}^\top + \mathbf{R})^{-1} \mathbf{d}_b^o,
\end{aligned}$$

hence

$$\mathbb{E}(\mathbf{d}_a^o (\mathbf{d}_b^o)^\top) = \mathbf{R}(\mathbf{H}\mathbf{B}\mathbf{H}^\top + \mathbf{R})^{-1} \mathbb{E}(\mathbf{d}_b^o (\mathbf{d}_b^o)^\top),$$

that is

$$\mathbb{E}(\mathbf{d}_a^o (\mathbf{d}_b^o)^\top) = \mathbf{R}. \quad (\text{IV.14})$$

Equation (IV.13) and Equation (IV.14) diagnoses establish equalities between matrices. Both of these are symmetric positive definite, and therefore define scalar products:

$$\begin{aligned}
\langle \mathbf{u}, \mathbf{v} \rangle_{\mathbf{S}^{-1}} &= \mathbf{u}^\top \mathbf{S}^{-1} \mathbf{v} \\
\langle \mathbf{u}, \mathbf{v} \rangle_{\mathbf{R}^{-1}} &= \mathbf{u}^\top \mathbf{R}^{-1} \mathbf{v}.
\end{aligned}$$

Let us evaluate the expectation of the following scalar product:

$$\begin{aligned}
\mathbb{E}(\langle \mathbf{d}_b^o, \mathbf{d}_b^o \rangle_{\mathbf{S}^{-1}}) &= \mathbb{E} \left[\sum_{i=1}^p \left([\mathbf{d}_b^o]_i \sum_{j=1}^p s_{ij}^{-1} [\mathbf{d}_b^o]_j \right) \right] \\
&= \sum_{i,j} \mathbb{E}([\mathbf{d}_b^o]_i [\mathbf{d}_b^o]_j) s_{ij}^{-1} \\
&= \sum_{i,j} s_{ij} s_{ij}^{-1} \\
&= \text{tr}(\mathbf{S}^{-1} \mathbf{S}^\top) = \text{tr}(\mathbf{S}^{-1} \mathbf{S}) = p,
\end{aligned}$$

with $[\mathbf{v}]_i$ being the i -th component of vector \mathbf{v} , s_{ij}^{-1} the (i, j) -th component of \mathbf{S}^{-1} , and p the dimension of the observation space. This equality provides a quick way to check the consistency between the modeled error covariance matrices and a realization of the innovation, since it describes a property that should be fulfilled on average. Also, given a realization of \mathbf{x}^b , \mathbf{y} (the background and observations of an experiment) and subsequently computed analysis \mathbf{x}^a , we can prove the equality between the two scalar product diagnoses:

$$\begin{aligned}
\chi &= \langle \mathbf{d}_a^o, \mathbf{d}_b^o \rangle_{\mathbf{R}^{-1}} = (\mathbf{d}_b^o)^\top \mathbf{R}^{-1} \mathbf{d}_b^o - (\mathbf{H}(\mathbf{x}^a - \mathbf{x}^b))^\top \mathbf{R}^{-1} \mathbf{d}_b^o \\
&= (\mathbf{d}_b^o)^\top \mathbf{R}^{-1} \mathbf{d}_b^o - (\mathbf{H}\mathbf{K}\mathbf{d}_b^o)^\top \mathbf{R}^{-1} \mathbf{d}_b^o \\
&= (\mathbf{d}_b^o)^\top \left(\mathbf{R}^{-1} - \mathbf{S}^{-1} \mathbf{H}\mathbf{B}\mathbf{H}^\top \mathbf{R}^{-1} \right) \mathbf{d}_b^o \\
&= (\mathbf{d}_b^o)^\top \mathbf{S}^{-1} \left((\mathbf{S} - \mathbf{H}\mathbf{B}\mathbf{H}^\top) \mathbf{R}^{-1} \right) \mathbf{d}_b^o \\
&= (\mathbf{d}_b^o)^\top \mathbf{S}^{-1} \mathbf{d}_b^o = \langle \mathbf{d}_b^o, \mathbf{d}_b^o \rangle_{\mathbf{S}^{-1}}.
\end{aligned}$$

This allows us to only evaluate $\langle \mathbf{d}_a^o, \mathbf{d}_b^o \rangle_{\mathbf{R}^{-1}}$, whose computation is straightforward since \mathbf{R} is diagonal. We compute χ , divided by p , the number of observations for each experiment TS_{9:00} and TS_{18:00}, and obtain

$$\frac{\chi_1}{p_1} = 0.74, \quad \text{and} \quad \frac{\chi_2}{p_2} = 0.78.$$

Note that these $\frac{\chi}{p}$ values can be roughly regarded as ratios between the empirical variance of the innovations as observed in the experiments, and the assumed variance of the innovations as prescribed by matrices \mathbf{B} and \mathbf{R} .

The inverse \mathbf{S}^{-1} of the innovation covariance matrix being real symmetric, there exists an orthonormal basis in which the endomorphism associated with \mathbf{S}^{-1} is diagonal. Let \mathbf{z} be the representation of \mathbf{d}_b^o in such basis, and ν_i the eigenvalues of \mathbf{S}^{-1} . Then

$$\chi = \langle \mathbf{d}_b^o, \mathbf{d}_b^o \rangle_{\mathbf{S}^{-1}} = (\mathbf{d}_b^o)^T \mathbf{S}^{-1} \mathbf{d}_b^o = \sum_{i=1}^p \nu_i z_i^2.$$

Therefore, $\chi < p$ for both experiments denotes that some of the ν_i in this linear combination are too small, that is, some of \mathbf{S} 's eigenvalues are too high.

This could indicate that the diagonal terms of \mathbf{R} or \mathbf{B} may have been over-estimated, that the covariance terms in \mathbf{B} were not specified well enough, or that the omission of certain covariance terms in \mathbf{R} is too strong an assumption. In the case of \mathbf{R} , some of the locations chosen to evaluate the temporal representativeness error in Section IV.3.2.2 may show a higher variability than what is to be expected on average at other locations. Also, the parameterization of \mathbf{B} may be enhanced and take into account more network features such as road speed limit, number of lanes, etc. in order to better describe the error correlations related to traffic.

Despite this diagnosis, we have seen that, thanks to the observation assimilation, the RMSEs are decreased by more than 1 dB(A) for each time slot, while cross-validation showed that the *a posteriori* error distributions are closer to what is to be expected.

IV.5. Conclusion

In this article, we proposed a method to produce hourly noise maps by merging a model-based average map with mobile phone observations. The method was illustrated by a neighborhood-wide experiment. Measurement sessions were carried out using a calibrated mobile phone, during two distinct time slots of the day. Analysis noise maps were computed as the so-called best linear unbiased estimator (BLUE). This computation requires the estimation of the simulation and observational error variances. These are specified and parameterized on the basis of experiments, statistical tests and external data such as the *Rumeur* fixed monitoring network. This method can be leveraged in an urban context as long as one is able to carry out the error estimation.

After analysis, the RMSEs (compared to ground truth) were significantly reduced for both time slots. The error reduction rate, as defined in Section IV.4.2, reaches about more than 50% along the experiment path. The consistency of the results was checked through two-fold cross-validation. A statistical diagnosis on the measured innovations allowed for a tuning of the assimilation parameters, but revealed that there is space

for improvement in the modeling of the error covariance matrices: the eigenvalues of \mathbf{S} should be smaller, when compared to the vector of innovations.

One possibility to achieve a better estimation of the simulation error variance \mathbf{B} would be to carry out uncertainty quantification on the model that computed the background noise map. In this perspective, the combination of both mobile measurement devices and fixed monitoring stations would certainly be valuable in order to evaluate and calibrate the uncertainty quantification. Also, the estimation of the observation spatial and temporal representativeness errors could be refined through thorough studies. A challenging follow-up to this study will be to leverage *Ambiciti* measurements from unknown users as inputs of a data assimilation procedure. This requires a comprehensive preprocessing of the data in order to extract contextual information and related observational errors.

Acknowledgements

The authors would like to acknowledge the constant help of the city of Paris to our research project, the Direction des Espaces verts et de l'Environnement (DEVE) that provided the simulated noise maps, as well as the European Institute of Innovation and Technology (EIT), and the CityLab INRIA project lab for their financial support. We thank Bruitparif for the observations of the monitoring network *Rumeur*, and Pierre-Guillaume Raverdy for the access to the *Ambiciti* mobile observation database.

IV.6. Séances de mesure participative

Nous présentons dans cette section des cartes de bruit obtenues par application de la méthode décrite dans l'article reproduit *supra* : après génération d'une carte d'ébauche horaire en correspondance avec la période de collecte des données, l'erreur de représentativité spatiale est estimée sur l'ensemble du domaine à l'aide de cette ébauche. Une analyse est ensuite produite en utilisant les paramètres de covariance des erreurs tels qu'estimés dans l'article.

IV.6.1. Contexte

Les données représentées sur ces cartes furent collectées à l'occasion :

- d'événements publics, tels que
 - l'inauguration de la « canopée » du forum des Halles de Paris, le 9 avril 2016 ;
 - le festival des sciences du numérique « **Futur en Seine** », le 11 juin 2016 ;
 - **la journée sans voiture**, les 25 septembre 2016 et 1^{er} octobre 2017.

Dans le cadre de ces événements, une présentation d'*Ambiciti* est effectuée par un membre d'INRIA, qui propose au public de participer à une courte séance de mesure participative dans les environs, afin de cartographier collectivement le bruit environnemental. Les téléphones mobiles des volontaires sont étalonnés, et le protocole de mesure via *Ambiciti* est expliqué. Un exemplaire du protocole et du dépliant distribués aux participants lors de tels événements est reproduit en Annexe A.

- de séances de mesure menées de manière autonome par l'association loi 1901 « démocratie locale participative Paris 15^e » (**DLP15**), au cours de l'année 2017.

Au cours de ces sessions de mesure en groupe, un rapport du parcours est généré en quasi temps réel. Celui-ci comporte des statistiques générales telles que le nombre des participants et de mesures, une carte présentant le lieu de ces mesures, des cartes d'ébauche et d'analyse. Une restitution permet de mettre en valeur la contribution des participants, et de sensibiliser ces derniers aux enjeux liés à la pollution sonore.

IV.6.2. Étude des parcours

On constate immédiatement les apports de l'observation au niveau des zones piétonnes des Halles (figure IV.10) et de la place de la République (figure IV.11). Les niveaux d'ébauche y sont très fortement sous-estimés, ce qui est imputable à l'absence de modélisation des sources anthropogènes. On constate en revanche que les niveaux sont globalement surestimés sur les axes de circulation principaux sur le parcours « Halles ». Il y a une tendance à la réduction de la dynamique des valeurs dans l'analyse semblable à celle observée dans l'expérience du quartier de Dugommier, décrite dans l'article reproduit *supra*. Les observations des parcours « Brassens » (figure IV.12), « Commerce » (figure IV.13), et « petite ceinture » (figure IV.14) enrichissent les ébauches en permettant de déceler des dynamiques locales. Il faut cependant rester prudent concernant ces incréments, car les dynamiques observées peuvent être le fruit d'aléas incombant à la variabilité temporelle du bruit, et par conséquent ne pas être représentatives du motif moyen recherché.

Les figures IV.15, IV.16 et IV.17 présentent les résultats issus de parcours effectués au cours de « journées sans voiture » organisées par la ville de Paris. Dans chacun des cas, des parcours furent entrepris durant une journée de dimanche « usuel », sans restriction de circulation, puis durant un dimanche « sans voiture », au cours duquel la circulation de véhicules motorisés était restreinte dans les zones concernées. On désigne d'un indice $_{AV}$ les cartes correspondant aux dimanches usuels (« avec voitures »), et d'un $_{SV}$ les cartes correspondant aux journées « sans voitures ». Une diminution des niveaux mesurés sur les axes principaux (et les corrections engendrées dans les analyses correspondantes) est notable sur chacun de ces parcours. On note que les niveaux sont également fortement modifiés le long des axes secondaires visités dans le cas des parcours du quai de Grenelle. On constate également une diminution sur le parcours « Saint-Lambert », quand bien même l'ébauche semble nettement surestimer les niveaux de bruit usuels.

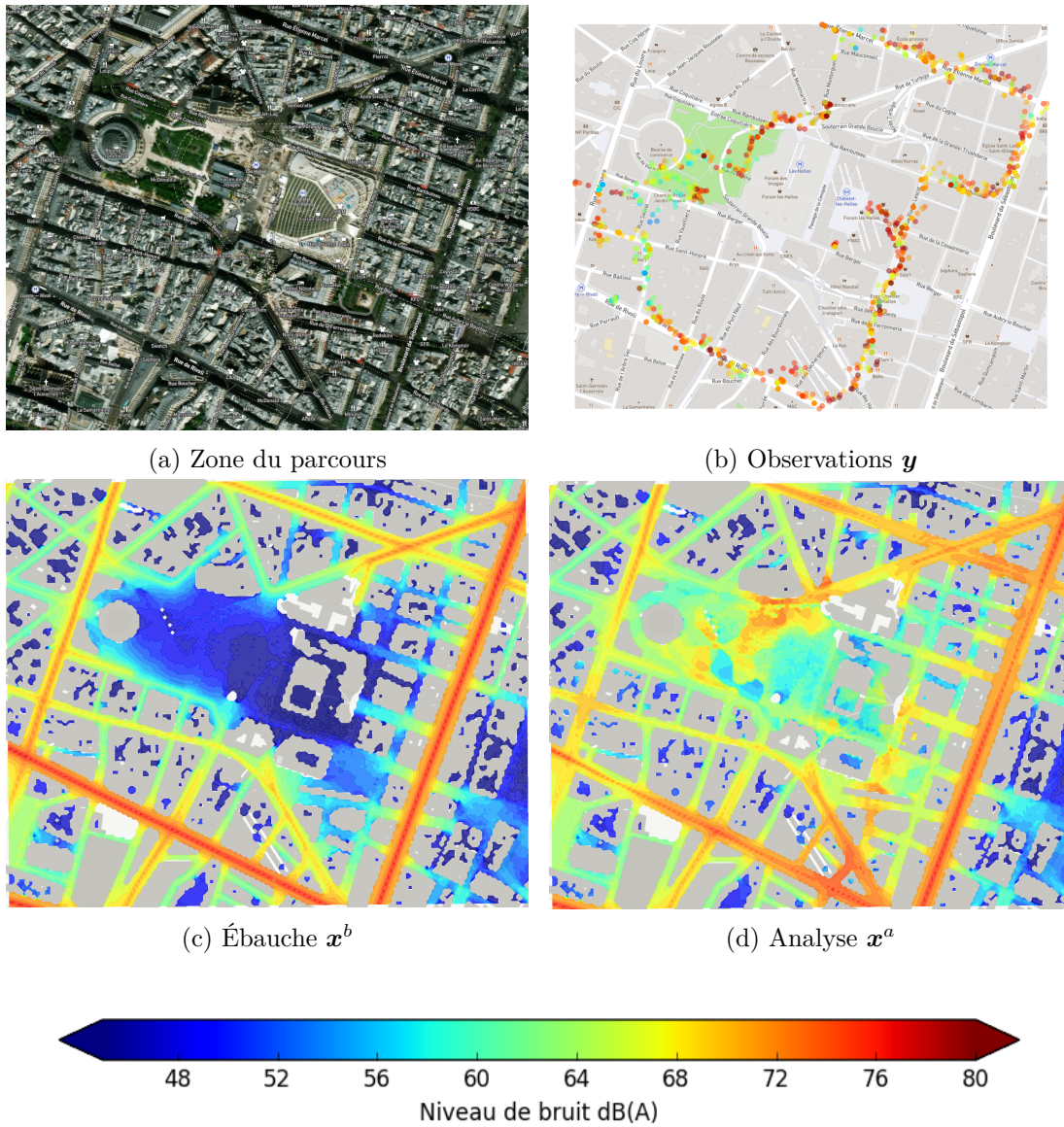


FIGURE IV.10. – Inauguration de la canopée des Halles.
On constate une forte sous-estimation dans la zone piétonne centrale sur la carte d'ébauche.

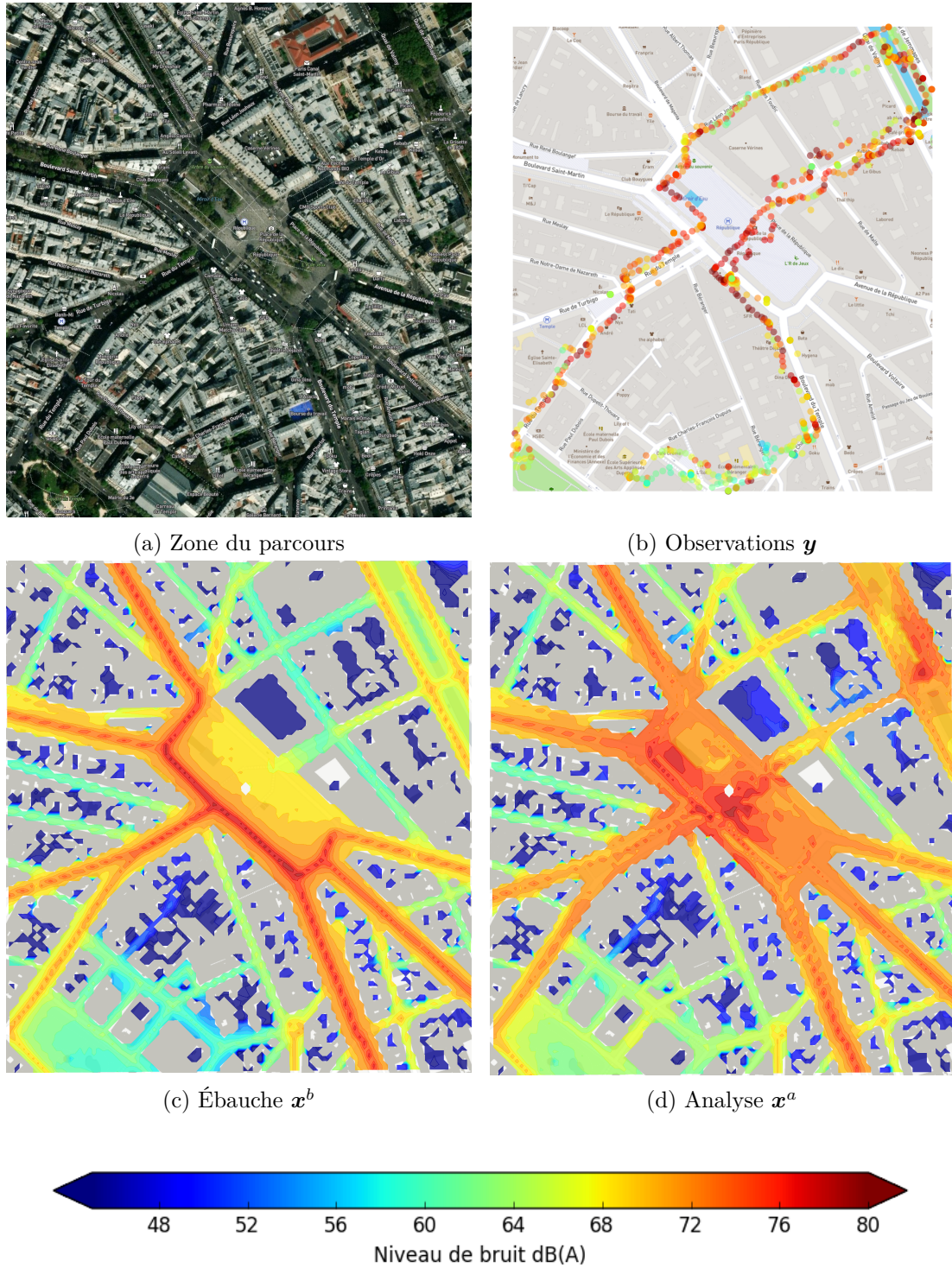


FIGURE IV.11. – Place de la République, lors du festival « Futur en Seine », en 2016. L'analyse présente des niveaux élevés le long des axes routiers, mais également au centre de la place (majoritairement piétonne).

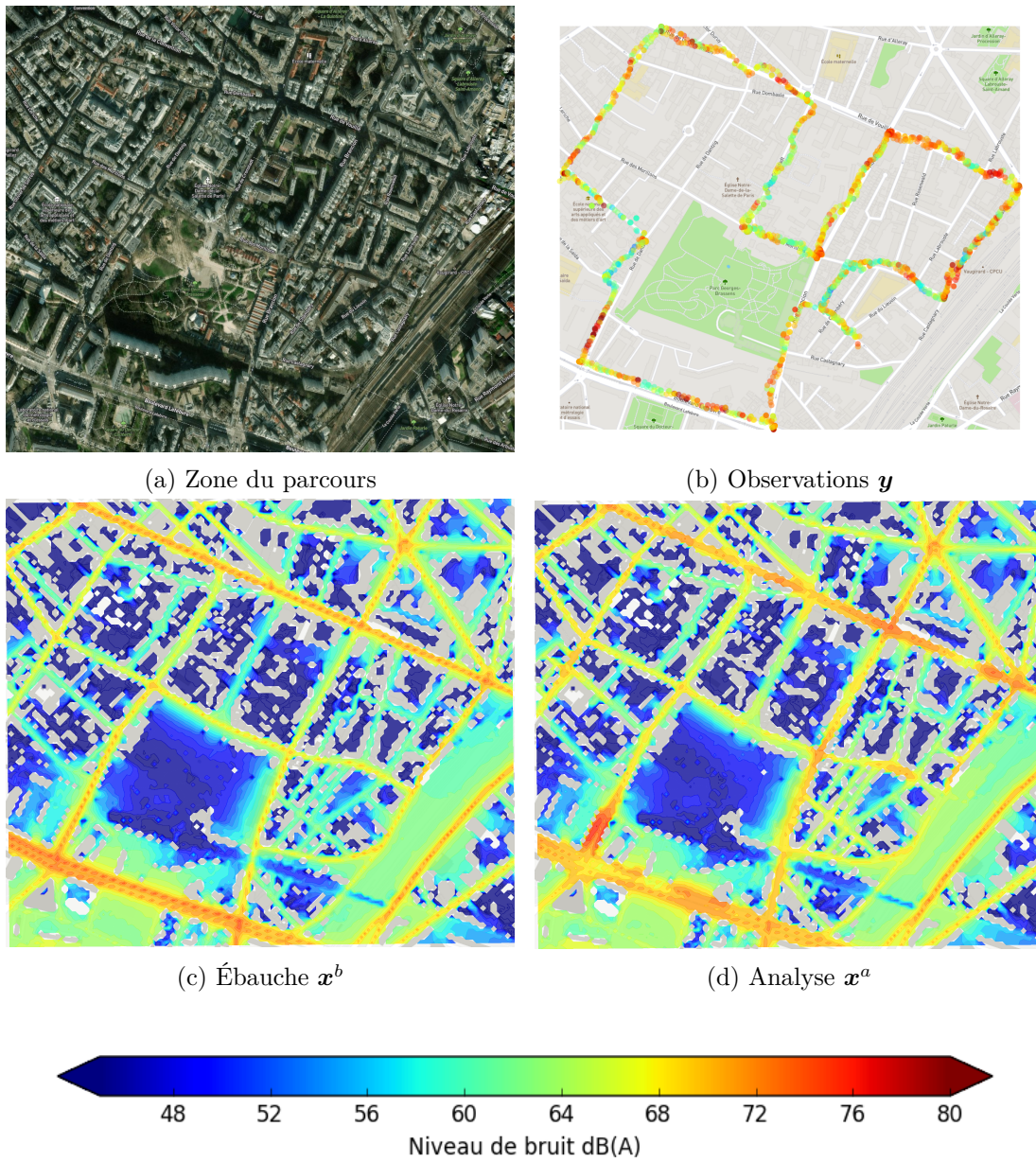
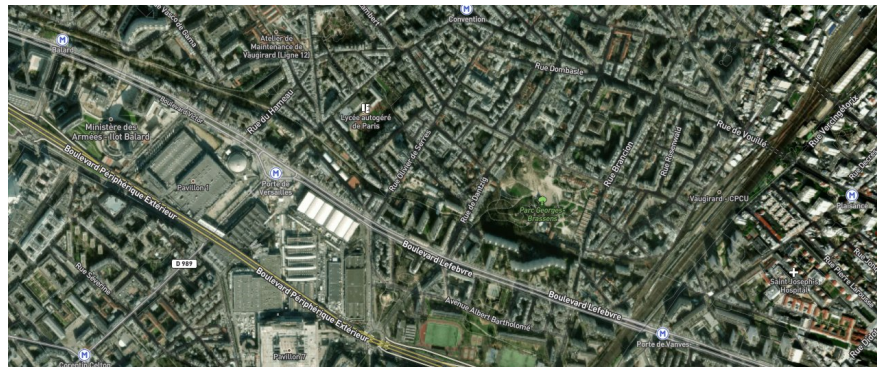


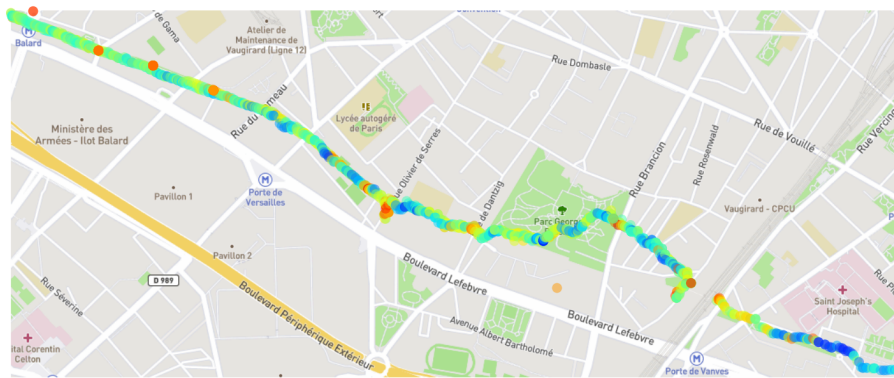
FIGURE IV.12. – Quartier « Brassens » (DLP15).



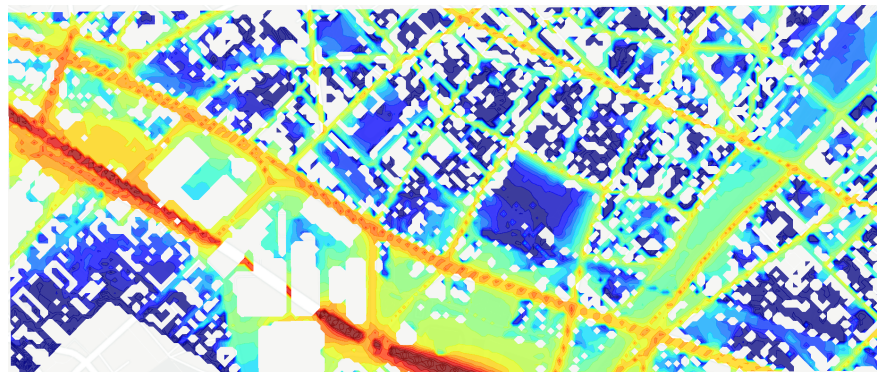
FIGURE IV.13. – Quartier « Commerce » (DLP15).



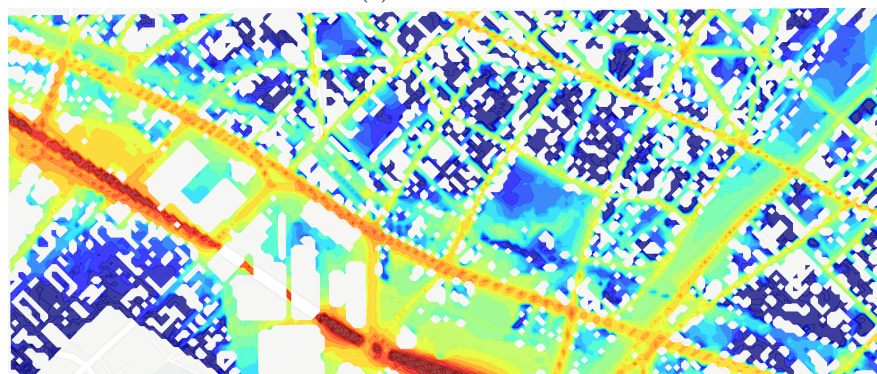
(a) Zone du parcours



(b) Observations y



(c) Ébauche x^b



(d) Analyse x^a

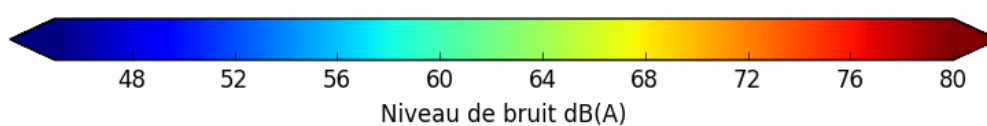


FIGURE IV.14. – Petite ceinture du 15^e arrondissement (DLP15).

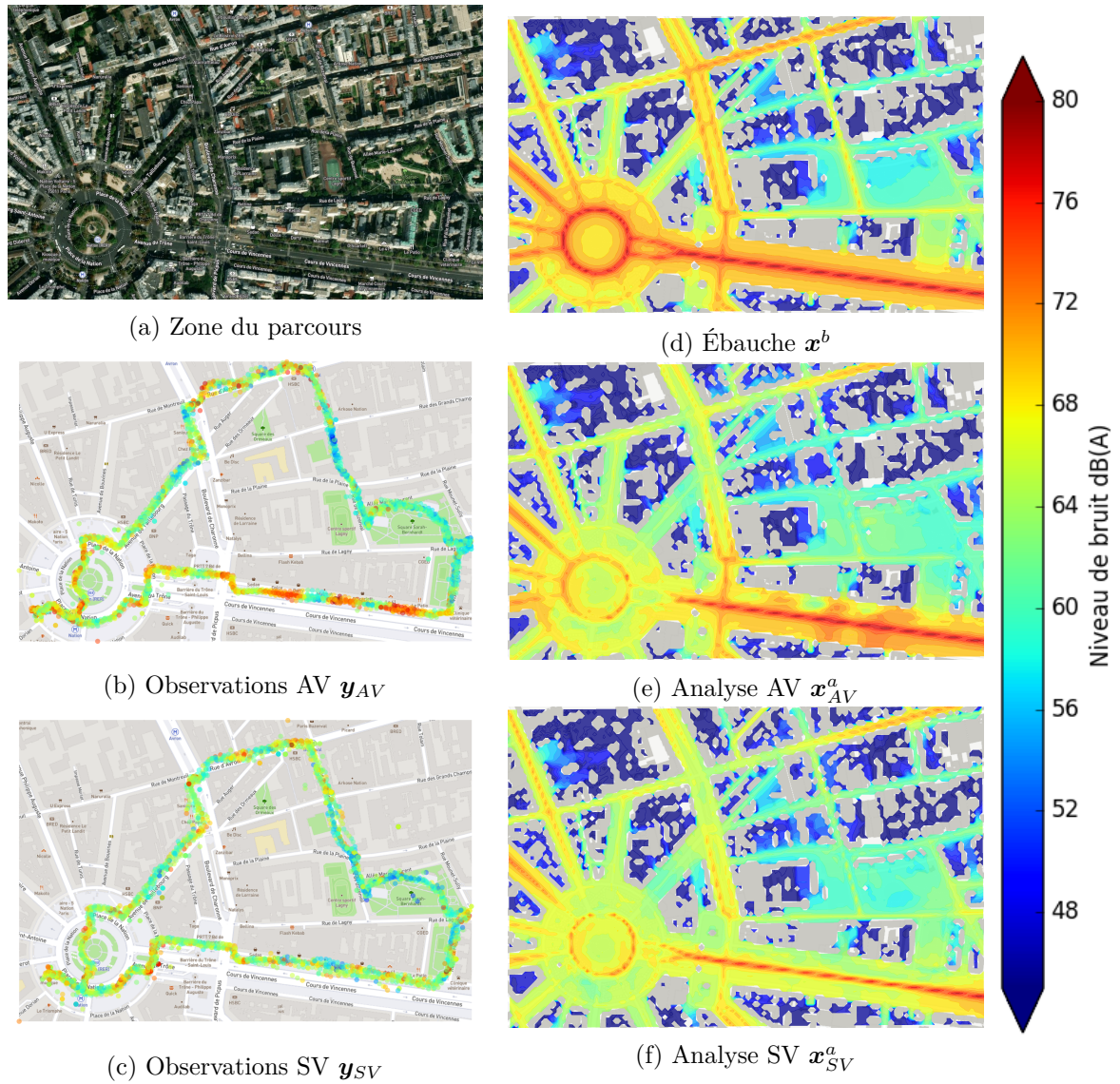


FIGURE IV.15. – Journée sans voiture 2016, autour de la place de la Nation.

L'ébauche semble surestimer le bruit routier autour de la place. La différence entre l'analyse AV et l'analyse SV le long de l'axe principal est notable.



(a) Zone du parcours

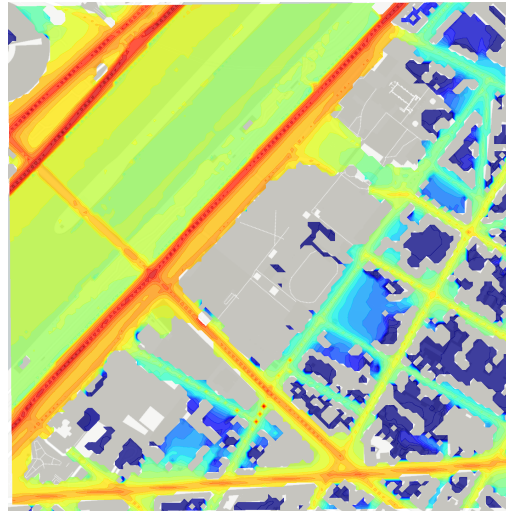
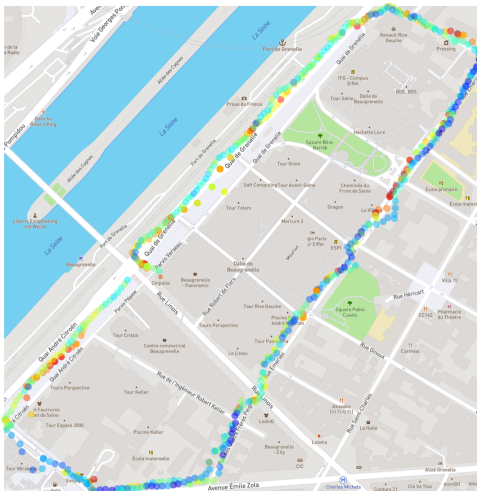
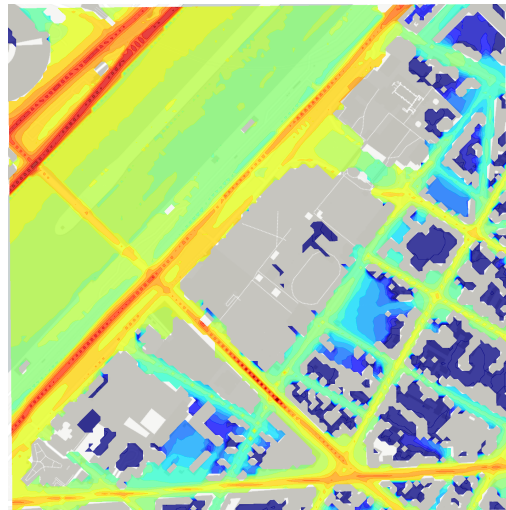
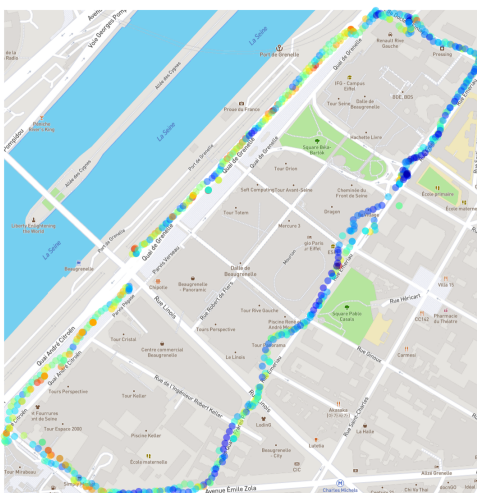
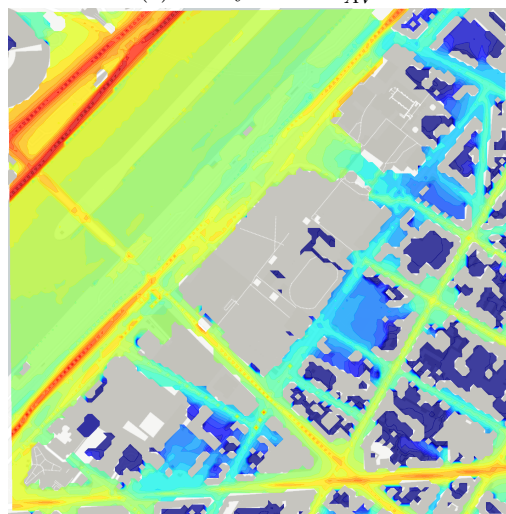
(d) Ébauche x^b (b) Observations AV y_{AV} (e) Analyse AV x_{AV}^a (c) Observations SV y_{SV} (f) Analyse SV x_{SV}^a

FIGURE IV.16. – Journée sans voiture 2017, autour du quai de Grenelle (DLP15). Les niveaux de bruit le long du quai et des axes secondaires sont fortement réduits lors de la journée sans voiture.

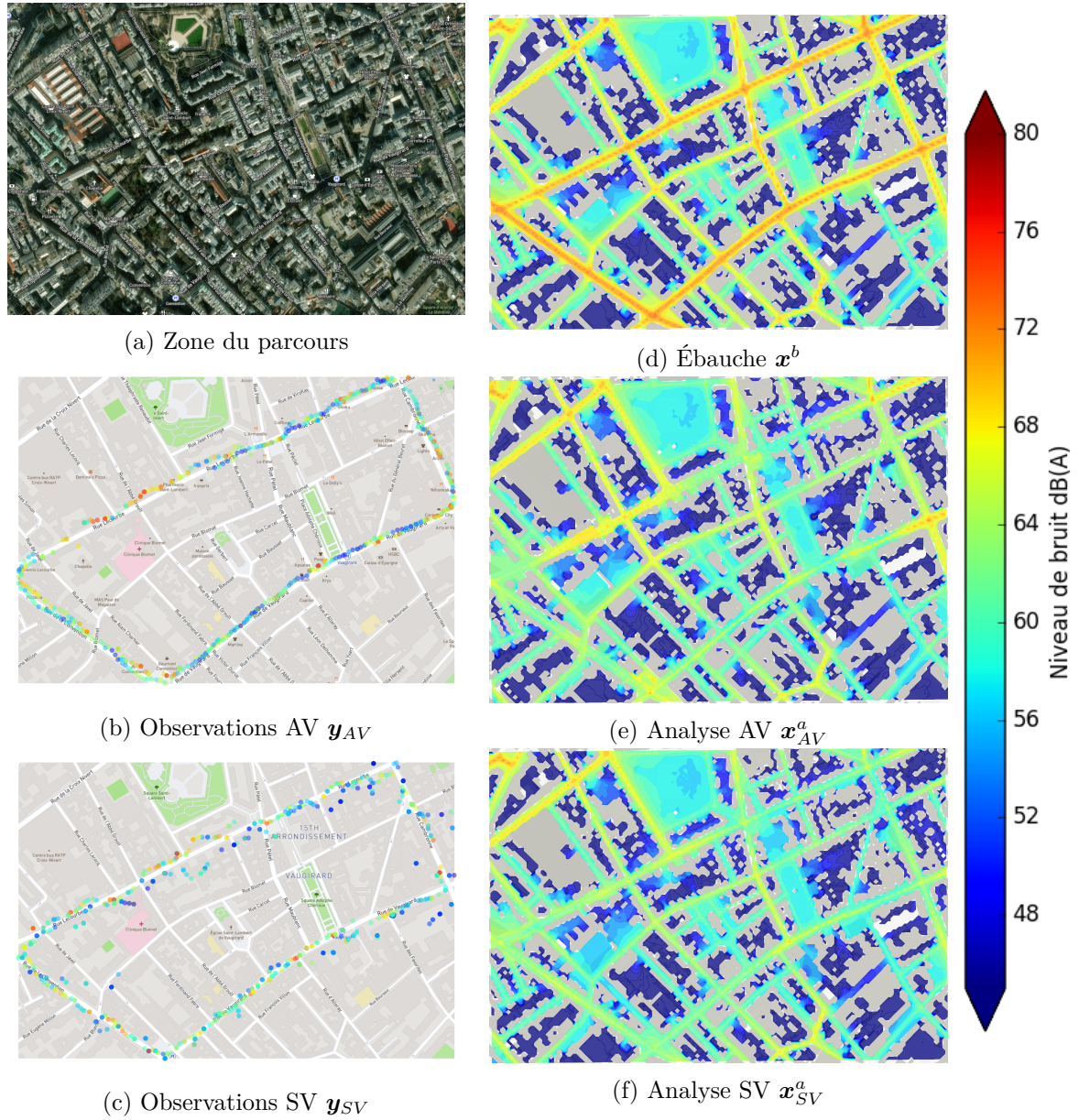


FIGURE IV.17. – Journée sans voiture 2017, quartier « Saint-Lambert » (DLP15).
 On constate une diminution lors de la journée sans voiture, mais les niveaux usuels sont probablement également surestimés dans l'ébauche.

V. Assimilation de données mobiles à l'échelle de la ville

Ce chapitre décrit l'exploitation de données mobiles Ambiciti dans le but de générer des cartes de bruit à une échelle bien plus large que ce qui a été proposé dans le chapitre IV.

*Nous décrivons en première partie l'élaboration d'un processus de filtrage des observations. Il s'agit de tirer profit des métadonnées associées aux observations afin de ne conserver que celles effectuées dans certaines conditions particulières : en extérieur, à une heure ou tranche horaire particulière, dans un certain mode de mesure de l'application, etc. On constitue ainsi plusieurs jeux de données qu'il s'agira d'exploiter de manière **globale**, au sens où l'information obtenue grâce aux observations sera utilisée pour corriger l'ensemble de la carte d'ébauche, indépendamment du lieu de ces observations. La seconde partie de ce chapitre présente une stratégie d'assimilation de données, fondée sur la construction d'un modèle d'erreur d'ébauche. Ce modèle s'appuie sur une classification par catégories des observations en fonction des propriétés associées à ces observations et sur l'utilisation d'un estimateur BLUE adapté aux catégories ainsi formées.*

La méthode est illustrée à travers la génération de cartes de bruit de la ville de Paris.

Sommaire

V.1. Filtrage des observations	104
V.1.1. Filtres métrologiques	104
V.1.2. Filtres contextuels	105
V.1.3. Intérieur ou extérieur ?	106
V.1.3.1. Filtrage par segmentation	107
V.1.3.2. Filtrage par partitionnement	110
V.1.4. Jeux de données après filtrage	116
V.2. Construction d'un modèle d'erreur	118
V.2.1. Modèle par catégorisation	120
V.2.1.1. Stratégie	120
V.2.1.2. Constitution des catégories	122
V.3. Résultats et perspectives	123
V.3.1. Cartes de bruit à l'échelle de la ville	123
V.3.1.1. Influence du paramètre α	130
V.3.2. Évaluation de la méthode	130
V.3.3. Perspectives	134

La méthode développée dans ce chapitre se veut générale, mais sera illustrée à travers l'exemple de la ville de Paris. En effet, *Ambiciti* y a été adoptée par un nombre significatif d'utilisateurs, permettant la récolte de plus de 6 millions d'observations localisées à Paris depuis le lancement public de l'application en juillet 2015. Contrairement au contexte du chapitre IV, où le protocole de mesure est contrôlé par l'expérimentateur, nous souhaitons ici exploiter un nombre conséquent d'observations dont nous ignorons en général le contexte d'acquisition. Cependant, les métadonnées associées aux mesures *Ambiciti*, décrites en section II.3.2 de ce manuscrit, nous informent indirectement sur ce contexte, et nous permettent de classifier et de filtrer ces observations. Nous décrivons dans la section suivante les méthodes de filtrage employées dans le but d'obtenir un jeu de données idoine pour la correction d'une carte de bruit à grande échelle.

V.1. Filtrage des observations

Nous présentons les filtres en les regroupant en deux catégories : les filtres dits « métrologiques », ayant rapport à la précision des différentes composantes de l'observation ; les filtres dits « contextuels », ayant trait au contexte de cette observation.

Cette classification est arbitraire dans le sens où il n'y a pas de prévalence d'un type de filtre sur un autre lors de l'application d'un jeu de filtres à un ensemble d'observations. La section V.1.3 est spécifiquement dédiée à la construction d'un filtre visant à déterminer si une observation a été effectuée en intérieur ou à l'extérieur, tant cette question est à la fois critique et complexe à résoudre.

V.1.1. Filtres métrologiques

Biais Ce filtre vise à ne conserver que les observations issues de téléphones pour lesquels nous disposons d'une estimation du biais. Deux niveaux de filtrage sont envisageables : pour une estimation plus fiable, on ne retiendra que les téléphones qui ont été étalonnés par nos soins. Cela représente seulement 119 téléphones, et peut sembler très restrictif en terme de nombre d'observations (10% du total parisien), mais les utilisateurs correspondant ont fréquemment participé à des parcours, apportant ainsi un nombre important de mesures de qualité. Un deuxième niveau consiste à estimer le biais des téléphones dont le modèle correspond au modèle d'un téléphone ayant été directement étalonné, tel que cela est proposé en section III.5.3. On conserve alors 66% des observations localisées dans Paris.

Niveau sonore On cherche à éliminer toute observation dont les niveaux de bruits mesurés sont aberrants du point de vue métrologique. En effet, selon les conclusions du chapitre III, les téléphones mobiles ont des comportements non-linéaires en dehors d'une certaine gamme de niveaux de bruits et ne peuvent rendre compte adéquatement de niveaux de bruit trop faibles ou trop élevés.

Précision de la localisation Les erreurs de géolocalisation entraînent des erreurs de représentativité importantes pour l'assimilation de données lorsque le rayon de précision devient trop important, comme nous l'avons présenté en section IV.3.2.3. On peut alors décider d'éliminer toute observation dont la précision associée à la géolocalisation franchit un certain seuil.

V.1.2. Filtres contextuels

Proximité Pour effectuer une mesure de bonne qualité, le téléphone doit être, autant que faire se peut, tenu libre de tout obstacle. L'activation du capteur de proximité indique la présence d'un objet obstruant la face avant du téléphone, et toute observation présentant une telle activation doit être éliminée.

Mouvement prédit et déplacements Le contexte d'une mesure peut être renseigné par le mouvement mis en jeu. On utilise une combinaison des deux indicateurs suivants :

1. la séquence des positions associées aux observations, si elle est suffisamment régulière, permet de déduire une vitesse de déplacement. Trois cas typiques se distinguent :
 - a) aucun mouvement, auquel cas il faut déterminer si les mesures sont localisées en extérieur ou en intérieur (voir section V.1.3) ;
 - b) mouvement lent : on peut supposer que l'utilisateur marche, et on est donc potentiellement dans un contexte favorable de mesure ;
 - c) mouvement rapide : l'utilisateur emprunte certainement un moyen de locomotion, rendant l'observation superflue.
2. l'interface de programmation Android¹ propose une prédiction du contexte de la mesure, parmi les catégories présentées en section II.3.2, que nous rappelons ici : «STILL», «ON_FOOT», «TILTING», «IN_VEHICLE», «ON_BICYCLE», «UNKNOWN». Un niveau de confiance entre 0 et 100 est associé à chaque prédiction.

Un mouvement prédit «STILL» associé à un niveau de confiance élevée, et des géolocalisations pratiquement statiques, ou une vitesse moyenne de 50 km h⁻¹ associée à un mouvement prédit «IN_VEHICLE», sont deux exemples où l'assurance sur le contexte de mesure est assez forte.

Type de mesure Une mesure est associée à un mode de fonctionnement d'*Ambiciti* (voir section II.3.2). On peut ainsi écarter les mesures d'étalonnage, généralement effectuées en intérieur, et ne concernant pas le bruit environnemental, ou décider de se concentrer sur les mesures de parcours, généralement de bonne qualité. Il est à noter que les mesures de type automatique sont très largement majoritaires, et représentent 94.8% des données disponibles.

Intérieur / extérieur Les citoyens passent près de 90% de leur temps en intérieur (KLEPEIS, NELSON et al., 2001). Les erreurs de géolocalisation étant souvent importantes, déterminer quelles sont les mesures qui ont réellement été effectuées en extérieur est un problème difficile. La question est cependant cruciale, et le développement du filtre correspondant fait l'objet de la section suivante.

Fournisseur de la localisation Complémentaire à la précision associée à la géolocalisation, le fournisseur est un indice dans la détermination de la nature de la localisation (intérieur ou extérieur). En effet, on constate qu'en règle générale, les observations effectuées en intérieur n'utilisent presque jamais le service de localisation GPS.

1. <https://developers.google.com/android/reference/com/google/android/gms/location/DetectedActivity>

V.1.3. Intérieur ou extérieur ?

Nous travaillons à l'estimation du bruit environnemental, et souhaitons donc ne sélectionner que les mesures qui ont effectivement eu lieu en extérieur. Cette différence peut sembler facile à établir de prime abord, mais cela est en réalité relativement complexe : lorsqu'une mesure est effectuée en intérieur, la communication avec les satellites fournissant le service de localisation GPS est généralement mauvaise, et la localisation du téléphone mobile est effectuée par triangulation des signaux des antennes relais du réseau téléphonique mobile. La précision médiane des données *Ambiciti* recueillies à Paris, dans le cas où le fournisseur n'est pas le GPS, est de 29 m. Dans ces conditions, une mesure effectuée à l'intérieur d'un bâtiment peut facilement être géolocalisée dans la rue. À l'inverse, il a été constaté dans le chapitre IV qu'il n'était pas rare que des mesures effectuées dans la rue, ayant une précision associée fine (σ_{loc} médian de 5 m), soient géolocalisées à l'intérieur des bâtiments (voir par exemple la figure IV.5a).

Nous mettons en place un premier filtre, dont le rôle est simplement de discriminer les observations géolocalisées à l'intérieur des bâtiments, selon la géométrie obtenue par extraction de données OSM concernant la ville de Paris. Ces observations sont immédiatement exclues. Il nous faut ensuite établir une stratégie nous permettant d'identifier les observations géolocalisées à tort à l'extérieur des bâtiments.

Les données que nous souhaitons classifier seront traitées utilisateur par utilisateur. En effet, un utilisateur est généralement amené à fréquenter certains lieux très régulièrement (p. ex., domicile, lieu de travail ou d'études). À titre d'exemple, la figure V.1 présente toutes les positions associées aux observations d'un utilisateur *Ambiciti* (on n'a pas représenté les rues et bâtiments par souci de confidentialité). On y repère facilement certaines régions très denses en observations. D'autre part, l'aspect séquentiel des observations permet de distinguer différents « régimes » associés aux mesures et, idéalement, d'identifier des ruptures lors des transitions entre ces différents régimes (voir section V.1.3.1). Cela est facilité lorsque la fréquence des mesures est suffisamment élevée, ce qui est typiquement le cas lorsqu'un utilisateur d'*Ambiciti* emploie le mode de mesure automatique. La fréquence est alors d'une mesure toutes les 5 minutes.

Nous exploiterons cette cohérence à la fois personnelle et temporelle afin de procéder au filtrage en considérant des séries temporelles de points $P_k = (\mathbf{X}_k, t_k, \boldsymbol{\mu}_k)$ pour chaque utilisateur, où \mathbf{X}_k et t_k représentent respectivement les coordonnées géographiques et la date des observations, et $\boldsymbol{\mu}_k$ est un vecteur pouvant contenir diverses métadonnées associées à l'observation considérée. Quelques remarques préliminaires peuvent être formulées :

- Au total, on dénombre 6 517 726 observations à Paris entre le 1^{er} janvier 2015 et le 28 août 2017. Une moitié des utilisateurs n'a fourni que 55 141 observations (correspondant à moins de 183 mesures par utilisateur) ; tandis que l'autre moitié des utilisateurs a, en comparaison, fourni les 6 442 577 observations restantes. Un quart des utilisateurs a d'ailleurs partagé plus de 1241 mesures personnellement, totalisant 6 124 300 observations. Cela montre que la grande majorité des observations traitées bénéficieront d'un historique de données conséquent en provenance du même utilisateur, généralement produit à l'aide du mode de mesure automatique. Le traitement d'observations provenant d'utilisateurs « peu productifs » est plus délicat, mais concerne une proportion très faible des mesures. Sauf mention contraire, nous faisons donc dans la présente section l'hypothèse que les éléments

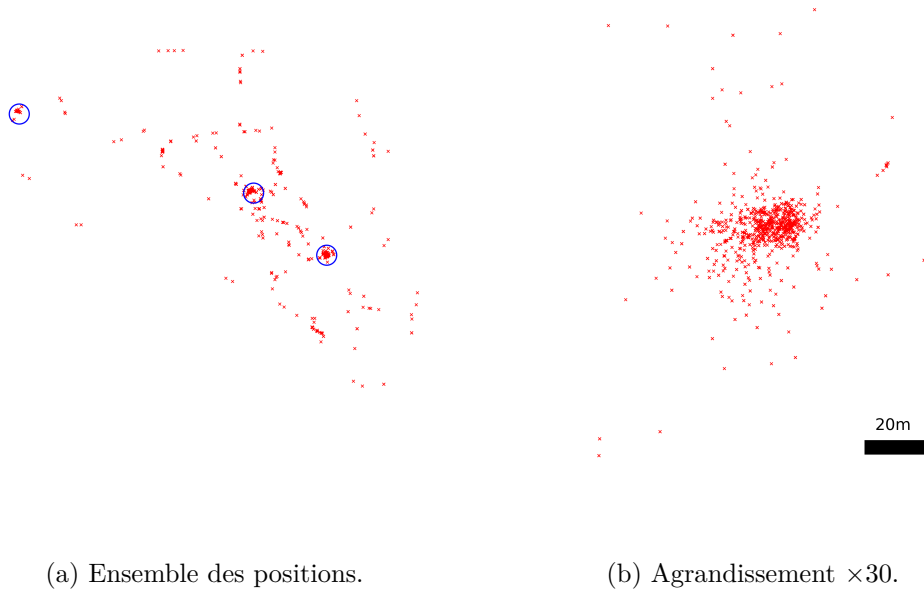


FIGURE V.1. – Positions associées aux observations d’un utilisateur d’*Ambiciti*. Certaines régions denses en observations sont entourées sur la figure (a). La région dense la plus à droite est agrandie dans la figure (b).

des séquences temporelles sont régulièrement espacés dans le temps.

- Nous ne disposons pas de jeu d’apprentissage pour évaluer nos méthodes de filtrage. Cette évaluation et le raffinement des paramètres des algorithmes ont donc été majoritairement effectués « à l’œil » de manière incrémentale, en observant les résultats des algorithmes sur des jeux de test choisis aléatoirement.

Les sections suivantes présentent une revue d’algorithmes de segmentation et de partitionnement, ainsi que différentes stratégies de filtrage basées sur ces algorithmes.

V.1.3.1. Filtrage par segmentation

Principes de la segmentation Les algorithmes de segmentation, ou de détection de ruptures, ont pour but d’estimer les instants où un signal stochastique présente des changements dans la distribution sous-jacente de ses valeurs. Il peut s’agir par exemple d’un changement de la moyenne ou de la variance de la distribution.

Considérons les valeurs $Y_1, \dots, Y_n \in \mathbb{R}$, aux points $t_1, \dots, t_n \in [0; 1]$ d’un signal bruité $s: [0; 1] \rightarrow \mathbb{R}$:

$$Y_i = s(t_i) + \sigma(t_i)\eta_i, \quad \mathbb{E}(\eta_i) = 0 \quad \text{et} \quad \text{Var}(\eta_i) = 1. \quad (\text{V.1})$$

La fonction s , dite de *régression*, est supposée constante par morceaux. Les termes η_i sont supposés indépendants et identiquement distribués. Enfin, aucune hypothèse n’est faite sur les valeurs de la fonction σ , si ce n’est que cette fonction est bornée. Le problème de segmentation est généralement décomposé en deux étapes principales :

1. déterminer le nombre D d'intervalles où s est constante.

2. déterminer le lieu des $D - 1$ points de rupture parmi l'ensemble des $(t_k)_{k \in \llbracket 1; n \rrbracket}$.

Soit une partition $\Lambda_{(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{D-1})} := ([0; t_{\alpha_1}[, \dots, [t_{\alpha_{D-2}}; t_{\alpha_{D-1}}[, [t_{\alpha_{D-1}}; 1])$ de l'intervalle $[0; 1]$, où $\forall j \in \llbracket 1; D - 1 \rrbracket, \exists i \in \llbracket 1; n \rrbracket \mid t_{\alpha_j} = t_i$, et l'ensemble des fonctions en escalier \mathcal{E}_Λ adaptées à cette partition. On définit un critère de proximité d'une fonction $f \in \mathcal{E}_\Lambda$ à s , comme par exemple l'erreur quadratique :

$$\|s - f\|_n^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (s(t_i) - f(t_i))^2. \quad (\text{V.2})$$

Bien entendu, s est inconnue, et on peut alors choisir comme estimateur de s une fonction \hat{s} qui minimise l'écart aux valeurs de Y_i :

$$\hat{s} := \underset{f \in \mathcal{E}_\Lambda}{\operatorname{argmin}} [\xi(f)], \quad (\text{V.3})$$

où

$$\xi(f) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - f(t_i))^2. \quad (\text{V.4})$$

Étant donné une partition Λ , la fonction f qui minimise le critère (V.4) n'est autre que la fonction en escalier prenant pour valeur la moyenne empirique des $(Y_i)_{i \in \lambda_i}$ pour chacun des intervalles λ_i définis par Λ . La recherche de \hat{s} revient alors à évaluer les partitions de $[0; 1]$ de dimension D selon ce critère. ARLOT et CELISSE, 2011 montrent que, dans le cas où σ n'est pas constante, ce critère a tendance à prédire des points de rupture au sein des zones où le bruit est supérieur à sa valeur moyenne, et à manquer des points de rupture réels lorsque ceux-ci sont situés dans des zones où le bruit est inférieur à sa valeur moyenne. Les auteurs proposent d'améliorer l'estimation en la rendant plus robuste à l'hétéroscédasticité des données—c'est-à-dire au fait que σ varie au cours du temps. La méthode proposée fait appel au principe de validation croisée : l'ensemble des couples (t_i, Y_i) est séparé en un ensemble dit « d'apprentissage », et un second ensemble dit « de validation ». Un estimateur tel que celui défini en équation (V.3) est calculé sur le jeu d'apprentissage, puis évalué par comparaison aux Y_i appartenant au jeu de validation, ce qui fournit un score. En répétant cette opération tout en faisant varier la composition des jeux d'apprentissage et de validation, on obtient un score moyen qui offre une nouvelle évaluation d'une partition Λ de D segments, robuste aux variations de σ . De manière similaire, il est possible d'évaluer D par des méthodes de validation croisée.

Stratégie de mise en œuvre Nous souhaitons exploiter la méthode proposée dans ARLOT et CELISSE, 2011 de la manière suivante : considérons le signal $z(k)$ formé par les distances successives $\|\mathbf{X}_{k+1} - \mathbf{X}_k\|_2$ entre les lieux associés aux observations d'un utilisateur donné, où k représente un indice temporel. Deux cas importants se présentent :

1. l'utilisateur est statique : on s'attend à observer des valeurs de z proches de 0. Le fait qu'elles ne soient pas nulles s'explique par une erreur de localisation (cf. équation (IV.11)) qui varie au cours du temps. Ces erreurs sont généralement plus importantes en intérieur qu'en extérieur.

- l'utilisateur est en mouvement (à pied ou à bord d'un véhicule), la vitesse étant variable au cours du temps, sans toutefois être trop faible, pour ne pas être confondue avec le bruit (statistique) lié à la localisation. z prend alors une série de valeurs non-négligeables, en particulier devant les erreurs de localisation commises lorsque le téléphone est statique.

Un exemple de transition entre ces deux régimes est observable figure V.2 (a). Dans le cas idéal où des observations sont effectuées avec une parfaite régularité (l'intervalle de temps par défaut du mode de mesure automatique étant de 300 s), on observera une alternance entre ces deux types de régime. Il ne reste plus qu'à déterminer si un groupe d'observations statiques a été entrepris à proximité d'un bâtiment pour rejeter ce groupe.

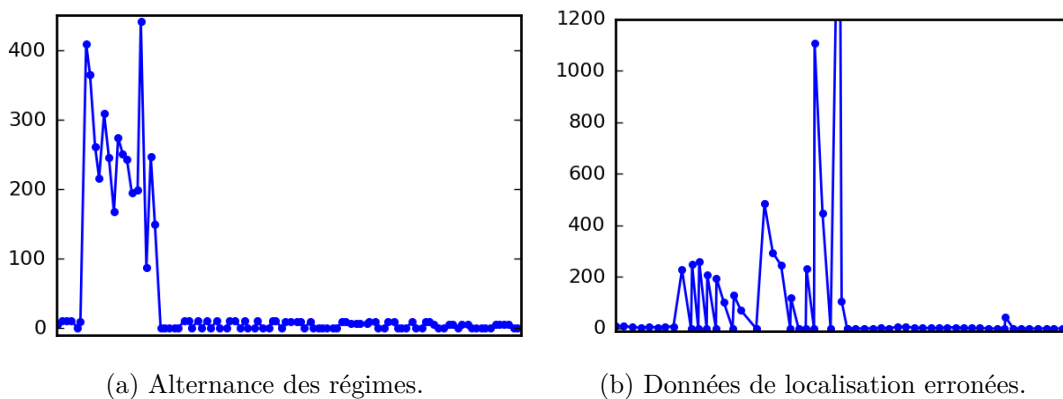


FIGURE V.2. – Distances successives $z(k)$ (en m) entre les lieux associés aux observations d'un utilisateur d'*Ambiciti*. On distingue clairement un régime « en mouvement » et un régime « statique » à gauche. À droite, l'absence de mise à jour des données de localisation lors d'un mouvement entraîne un profil en dents de scie.

La généralisation de cette méthode est pourtant difficile : chez certains utilisateurs, on observe une absence de mise à jour, entre deux mesures successives, des positions renvoyées lors des phases de mouvements. Cela entraîne donc de brusques passages par zéro de la fonction z , et par conséquent une forme de signal en « dents de scie » (voir figure V.2 (b)). Cela rentre en conflit avec l'hypothèse d'une fonction en escalier (même bruitée). Cet effet indésirable peut être atténué par l'emploi d'une moyenne mobile, permettant ainsi un lissage des valeurs. Cependant, cela nécessite que la phase de mouvement considérée soit suffisamment longue pour que le changement de régime soit effectivement observé, et l'instant de rupture devient plus difficile à détecter, car la transition est rendue plus lisse.

La méthode n'est donc applicable que dans les cas où :

- la fréquence temporelle des observations est suffisante ;
- z est suffisamment régulière, c'est-à-dire en l'absence de « doublons » de localisation.

Nous avons besoin de plus de robustesse pour traiter l'ensemble des données, et explorons dans la section suivante des alternatives employant des algorithmes de partition-

nement.

V.1.3.2. Filtrage par partitionnement

Algorithmes de partitionnement Une deuxième approche envisageable est celle des algorithmes de partitionnement : ces algorithmes de classification non-supervisée ont pour but de diviser un ensemble de données E en des groupes G , ou grappes («clusters» en anglais), homogènes selon un critère pré-établi à l'aide d'une métrique. On cherchera ici à faire correspondre des groupes à des séjours en intérieur. Cette stratégie s'appuie sur l'étude de KLEPEIS, NELSON et al., 2001, précédemment évoquée, estimant à environ 90% le temps passé en intérieur par la population des États-Unis.

Un algorithme de partitionnement célèbre est le DBSCAN pour «density-based spatial clustering of applications with noise», proposé par ESTER, KRIEGEL, SANDER et XU, 1996. Cet algorithme se base sur un critère de densité et ne nécessite pas que l'on précise à l'avance le nombre de groupes recherché, à la différence, par exemple, de l'algorithme des k -moyennes.

Les groupes à identifier peuvent présenter une forme quelconque et leur nombre n'est pas limité. Un point peut être étiqueté comme appartenant à un certain groupe ou à aucun groupe. Cette propriété est tout à fait adaptée à notre problème : nous cherchons à faire correspondre l'appartenance d'une observation à un groupe au fait que cette observation ait été effectuée en intérieur, sans pour autant connaître à l'avance le nombre de lieux propres à l'apparition de groupes denses.

Après définition d'une métrique $d : E \times E \rightarrow \mathbb{R}$, l'algorithme DBSCAN se base sur deux paramètres :

- la distance qui définit un voisinage, respectivement à d , notée ε ;
- le nombre de voisins m que doit contenir le voisinage d'un point P pour former un groupe.

Considérons un point $P \in E$, et son ε -voisinage, défini par :

$$V_\varepsilon(P) = \{Q \in E \mid d(P, Q) \leq \varepsilon\}. \quad (\text{V.5})$$

Si $V_\varepsilon(P)$ contient plus de m éléments, alors P est un *point-cœur* et un groupe G est formé. On détermine ensuite le voisinage de tous les points Q appartenant à $V_\varepsilon(P)$. Deux cas de figure se présentent :

1. $|V_\varepsilon(Q)| \geq m$: Q est également un point-cœur de G ;
2. $|V_\varepsilon(Q)| < m$: Q est un *point-frontière* de G .

L'évaluation des voisinages est effectuée de manière récursive sur l'ensemble E . Dans le cas où un point n'appartient à aucun voisinage d'un point-cœur associé à un groupe G_i , il est considéré comme du bruit. Les statuts ainsi définis sont représentés sur la figure V.3.

Différents algorithmes basés sur DBSCAN visant à prendre en compte une dimension temporelle dans la procédure de partitionnement ont été proposés. En plus d'un voisinage spatial défini par un couple (d_1, ε_1) , BIRANT et KUT, 2007 proposent d'ajouter un voisinage temporel associé à (d_2, ε_2) . Le voisinage de ce nouvel algorithme, nommé ST-DBSCAN, est alors défini comme l'intersection des deux voisinages nouvellement définis. À cela s'ajoute la condition suivante, permettant de différencier des groupes

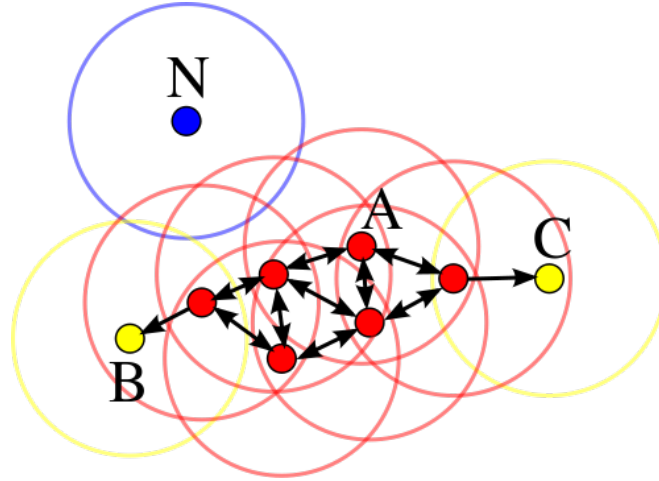


FIGURE V.3. – Illustration d'un groupe G formé par l'algorithme DBSCAN. A est un point-cœur, B et C sont des points-frontière de G . N n'appartient à l' ε -voisinage d'aucun point-cœur, et ne fait donc partie d'aucun groupe. (Source : wikipedia, licence CC BY-SA 3.0)

proches selon le critère spatial, mais qui doivent être distingués du point de vue temporel : lors de l'analyse de voisinage au sein d'un groupe initialisé autour d'un point P , la distance entre la composante temporelle d'un voisin Q et la valeur moyenne de la composante temporelle des points $P_g \in G$ déjà affiliés au groupe doit être inférieure à un paramètre $\Delta\varepsilon_2$ pour que Q soit ajouté au groupe.

DAMIANI, ISSA et CAGNACCI, 2014 présentent un cas d'application intéressant dont l'objectif est la définition de *zone de séjour* dans le cadre de l'étude de la migration d'animaux sauvages au sein des Alpes. Des animaux sont équipés de colliers GPS permettant de suivre leurs positions respectives durant de longues périodes. Grossièrement, le motif est le suivant : un animal reste au sein d'une zone de séjour plus ou moins étendue pendant une certaine durée, au cours de laquelle il peut effectuer des excursions courtes dans des zones voisines avant de revenir à la zone de séjour. Au bout d'un certain temps, l'animal migre et change de zone de séjour de manière durable. Afin de déterminer si un animal est en train de migrer, a migré, ou s'il n'est qu'en excursion, les auteurs introduisent la notion de *présence*. La trajectoire T étant définie par la série temporelle des positions et temps associés (\mathbf{X}, t) , la notion de présence permet de rendre compte de la continuité temporelle d'une sous-trajectoire S de T . Formellement, soit $S = \{Q_1, \dots, Q_m\} \subseteq T = \{P_1, \dots, P_n\}$, c'est-à-dire :

$$\forall i \in \llbracket 1; m \rrbracket, \exists j \in \llbracket 1; n \rrbracket \mid Q_i = P_j.$$

On suppose que les deux ensembles sont triés chronologiquement. En notant (Q_i, Q_{i+1}) le couple formé par deux points consécutifs de S , on définit :

— la présence de (Q_i, Q_{i+1})

$$pr((Q_i, Q_{i+1})) = \begin{cases} t_{h+1} - t_h & \text{si } \exists h \mid Q_i = P_h \wedge Q_{i+1} = P_{h+1} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (\text{V.6})$$

— la présence de S

$$pr(S) = \sum_{i=1}^{m-1} pr((Q_i, Q_{i+1})). \quad (\text{V.7})$$

Afin de différencier une zone de séjour d'une zone d'excursion, les auteurs exigent que les zones de séjour aient une présence suffisamment importante (par la définition d'un seuil), et soient disjointes d'un point de vue temporel, c'est-à-dire que l'étendue temporelle d'une zone de séjour ait une intersection nulle avec l'étendue temporelle de toute autre zone de séjour. Ceci implique qu'il n'est pas possible d'appliquer simplement l'algorithme DBSCAN puis de calculer la présence des groupes *a posteriori*, mais plutôt qu'il faut les construire « en ligne » de manière chronologique et itérative.

Dans l'article de PALMA, BOGORNY, KUIJPERS et ALVARES, 2008, l'algorithme repose sur une nouvelle définition du voisinage visant à favoriser la notion de séquence et d'arrêt au cours d'une trajectoire, à travers une prise en compte des distances successives le long de cette trajectoire. À chaque point P_k est associé un instant $t_k \in [t_0; t_N]$. Soient un point P_k et un couple (d, ε) définissant la métrique et le rayon de voisinage. On cherche à déterminer la séquence s_k , associée à P_k , avec le j minimal et le l maximal qui satisfont à la condition

$$\sum_{i=j}^{k-1} d(P_i, P_{i+1}) \leq \varepsilon \quad \wedge \quad \sum_{i=k+1}^l d(P_{i-1}, P_i) \leq \varepsilon, \quad (\text{V.8})$$

avec $t_0 \leq t_j < t_k < t_l \leq t_N$. Cela associe une durée $\delta_k = |t_l - t_j|$ à la séquence s_k . On définit alors une durée de séquence minimum m_t telle que si $\delta_k > m_k$, P_k est un point-cœur, générant ainsi un groupe associé.

En mettant l'accent sur la notion de trajectoire, cette idée est séduisante, mais elle est en pratique difficile à exploiter :

- les intervalles temporels entre les mesures sont parfois trop irréguliers, comme observé en section V.1.3.1 ;
- lors d'une séquence d'observations (statique) en intérieur, les distances entre deux localisations \mathbf{X}_k et \mathbf{X}_{k+1} successives, dues aux erreurs de localisation, bien que faibles, s'accumulent dans les sommes calculées dans le critère de l'équation (V.8). Cela oblige à augmenter artificiellement la valeur d' ε pour pouvoir identifier des groupes statiques. Ceci rend l'algorithme inefficace, car trop peu discriminant entre des séquences statiques, entachées d'erreurs de localisation, et des séquences d'observations issues de parcours : ces dernières présentent généralement des distances consécutives faibles (voir figures du chapitre IV).

Utilisation d'un DBSCAN spatio-temporel Une première stratégie consiste à mettre en place un algorithme DBSCAN où la coordonnée temporelle t d'un vecteur $(\mathbf{X}, t) \in E$ est mise à l'échelle à l'aide d'un facteur $\gamma \in \mathbb{R}_+$ (en s^{-1}), afin de définir un voisinage spatio-temporel associé à une distance euclidienne d_γ :

$$d_\gamma : E \times E \rightarrow \mathbb{R}$$

$$(\mathbf{X}_1, t_1), (\mathbf{X}_2, t_2) \mapsto \sqrt{(X_2 - X_1)^2 + (Y_2 - Y_1)^2 + (\gamma(t_2 - t_1))^2}.$$

On utilisera dans la suite les notations suivantes :

- σ_{loc} désigne l'écart type de l'erreur de localisation (voir l'équation (IV.11));
- v est une vitesse moyenne de déplacement;
- Δt est l'intervalle de temps, supposé constant, entre deux observations.

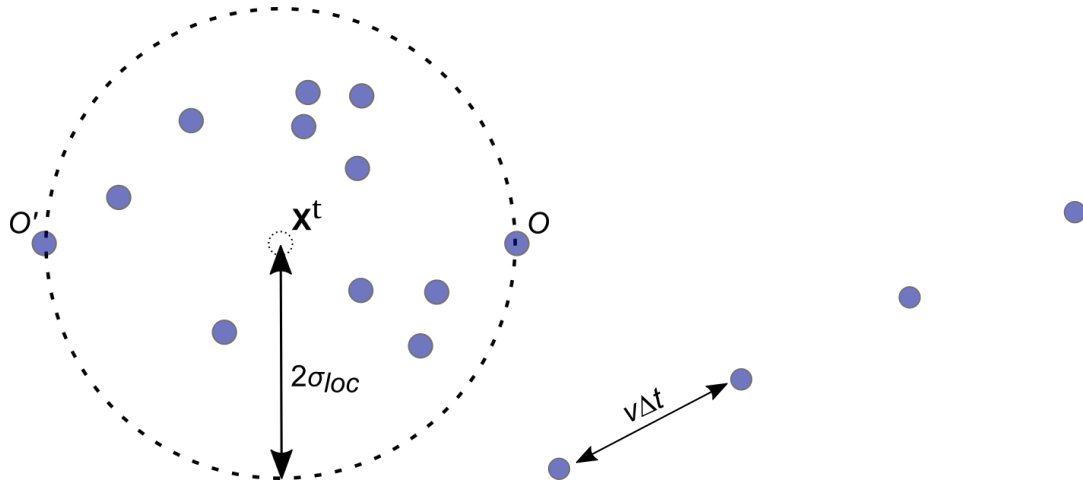
Afin d'estimer les valeurs des paramètres ε , m , et γ , nous imposons des contraintes sur le partitionnement. Nous souhaitons en particulier que :

1. les groupes aient une extension spatiale limitée. En particulier, la distance (telle que mesurée par d_γ) entre deux points d'un groupe correspondant à un régime d'observations statique doit être plus faible que la distance entre deux observations consécutives entreprises lors d'un mouvement, par exemple un parcours pédestre.
2. les instants associés aux observations faisant partie d'un groupe fassent preuve d'une certaine continuité temporelle, à la manière des zones de séjour définies par DAMIANI, ISSA et CAGNACCI, 2014. En effet, si un utilisateur emprunte régulièrement un même trajet, il se peut qu'une quantité importante d'observations s'accumule sur l'étendue de ce trajet au cours du temps, et nous ne souhaitons pas qu'un groupe puisse être associé à ce genre d'agglomérat.

Considérons des observations effectuées au cours d'une séquence statique, sujettes à une erreur de localisation telle que décrite dans l'équation (IV.11), dont la distance entre la géolocalisation \mathbf{X} et la position réelle \mathbf{X}^t est inférieure à $2\sigma_{loc}$, correspondant donc à l'intervalle de confiance à 95%. Un groupe est formé dès lors qu'il existe un voisinage $V_\varepsilon(O)$ spatio-temporel autour d'un point O contenant $m - 1$ observations autres que O . Supposons que O soit placé sur la circonférence du cercle de centre \mathbf{X}^t et de rayon $2\sigma_{loc}$, et qu'une autre observation $O' \in V_\varepsilon(O)$, diamétralement opposée à O par rapport à \mathbf{X}^t , ait été entreprise $m - 1$ pas de temps après O . On définit ainsi un groupe minimal, du point de vue du nombre de points, et d'étendue maximale, du point de vue de la distance séparant O et O' , que nous notons $Z^{Gmax} := d_\gamma(O, O')$. Soit $Z^{mouvement}$ la distance séparant deux observations entreprises lors d'un parcours pédestre en ligne droite, à vitesse constante v . Ces deux situations sont illustrées figure V.4. Le premier critère se traduit formellement de la manière suivante :

$$\begin{aligned}
Z^{Gmax} &\leq Z^{mouvement} \\
16\sigma_{loc}^2 + (\gamma(m-1)\Delta t)^2 &\leq (v\Delta t)^2 + (\gamma\Delta t)^2 \\
16\sigma_{loc}^2 &\leq \Delta t^2 \left(v^2 + \gamma^2 (1 - (m-1)^2) \right) \\
\left(\frac{4\sigma_{loc}}{\Delta t} \right)^2 - v^2 &\leq -\gamma^2(m^2 - 2m) \\
\gamma &\leq \sqrt{\frac{1}{m^2 - 2m} \left(v^2 - \left(\frac{4\sigma_{loc}}{\Delta t} \right)^2 \right)}. \tag{V.9}
\end{aligned}$$

La seconde condition peut être satisfaite en imposant que la distance séparant deux observations localisées en un même point géographique, mais séparées par une période de temps importante $N_t\Delta t$, soit largement supérieure à la distance d_γ^{Gmax} définie pré-



- (a) Phase statique. La position réelle \mathbf{X}^t est situ- (b) Déplacement en ligne droite à vitesse
tuée au centre d'un cercle de rayon $2\sigma_{loc}$. constante v . La distance géographique
Une série de m observations débute par une entre deux observations successives vaut
observation localisée en O et termine par $v\Delta t$, la distance spatio-temporelle vaut
une observation localisée en O' . Les deux $Z^{\text{mouvement}} = \sqrt{(v\Delta t)^2 + (\gamma\Delta t)^2}$.
points sont diamétralement opposés, sépa-
rés par une distance spatio-temporelle de
 $Z^{G_{\max}} = \sqrt{(4\sigma_{loc})^2 + (\gamma(m-1)\Delta t)^2}$.

FIGURE V.4. – Distances spatio-temporelles entre observations effectuées durant une phase statique (gauche) ou en mouvement (droite).

cédemment :

$$\begin{aligned}
 Z^{Nt} &\gg Z^{G_{\max}} \\
 (\gamma N_t \Delta t)^2 &\gg (4\sigma_{loc})^2 + (\gamma(m-1)\Delta t)^2 \\
 (\gamma\Delta t)^2 (N_t^2 - (m-1)^2) &\gg (4\sigma_{loc})^2 \\
 \gamma &\gg \frac{4\sigma_{loc}}{\Delta t} (N_t^2 - (m-1)^2)^{-\frac{1}{2}}. \tag{V.10}
 \end{aligned}$$

On peut calculer une borne inférieure pour ε en utilisant le voisinage d'un groupe d'extension spatiale e minimum : m observations localisées exactement en \mathbf{X}^t .

$$\gamma(m-1)\Delta t \leq \varepsilon. \tag{V.11}$$

Nous utilisons les heuristiques suivantes pour l'estimation des paramètres :

- σ_{loc} est estimé pour chaque utilisateur par la valeur médiane de l'ensemble des précisions associées aux observations.
- Δt est également estimé par la valeur médiane des écarts temporels successifs séparant les observations. Nous notons $\text{diff}(\mathbf{t})$ l'ensemble de ces écarts.
- m est fixé à 5, de manière empirique.
- v est fixée à 1 m s^{-1} .
- γ et ε sont estimés en utilisant les critères précédemment calculés.

Le filtrage est effectué utilisateur par utilisateur, à l'aide de de la bibliothèque Python scikit-learn (PEDREGOSA, VAROQUAUX et al., 2011), qui propose une mise en œuvre de l'algorithme DBSCAN. De nombreux groupes denses sont identifiés mais nous observons de nouveau certaines limitations :

- lors d'une session de parcours, la valeur de Δt (généralement 5s) est bien plus faible que la valeur médiane de $\mathbf{diff}(\mathbf{t})$. Une telle valeur n'offre d'ailleurs potentiellement pas de solution réelle au critère (V.9) lorsque $v < \frac{2\sigma_{loc}}{\Delta t}$. On risque alors d'identifier des parcours comme des séquences statiques, ce qui est dommageable, car les parcours sont généralement source de données de qualité.
- la condition (V.10) répond au critère de groupes disjoints dans le temps. Certaines séries d'observations, pourtant positionnées géographiquement au milieu de groupes denses déjà identifiés comme tels, ne sont alors pas identifiées comme un groupe, faute de répondre aux critères du DBSCAN. Cette situation se produit typiquement lors d'un séjour « trop court » où les voisinages engendrés ne contiennent pas m points.

Nous proposons donc une nouvelle stratégie, permettant de palier ces limitations.

DBSCAN spatial et présence Cette dernière stratégie est également basée sur l'algorithme DBSCAN. Nous n'incorporons cependant pas la dimension temporelle à la métrique employée, mais plutôt à travers le calcul de la présence des séquences d'observations, telle que définie équation (V.7). En effet, il semble intéressant d'exploiter la grande régularité avec laquelle certains lieux de vie sont visités afin de ne « manquer » aucun point dans leurs voisinages géographiques. Il est ainsi inadapté de casser ce lien via un critère temporel tel que décrit par l'équation (V.10), mais nous devons trouver un moyen d'empêcher la formation de groupes de proche en proche, où l'algorithme identifierait à tort en tant que groupe un parcours suffisamment dense du point de vue de m et ε . Nous proposons pour ce faire de spécifier pour les groupes une étendue spatiale maximum A_M , et une présence temporelle minimum. La présence temporelle minimum est calculée de la manière suivante :

$$pr_{\min} = r(|G| - 1)\Delta t, \quad (\text{V.12})$$

où $|G|$ représente le cardinal du groupe G , et r est un ratio compris entre 0 et 1, qui permet ainsi d'imposer que 100 $r\%$ du temps passé au sein du groupe l'ait été sans interruption. Comme précédemment, on estime Δt en utilisant la médiane de $\mathbf{diff}(\mathbf{t})$. r est fixé empiriquement à 0.75.

On applique dans un premier temps la fonction DBSCAN, associée à l'algorithme du même nom. À l'issue de cette instruction nous obtenons un partitionnement sous la forme d'un vecteur *labels* de même dimension que \mathbf{X} , assignant à chaque point une étiquette d'appartenance à un groupe (l'étiquette est alors un entier positif), ou de non-appartenance à un groupe (étiquette -1). Nous éliminons les groupes dont la présence est trop faible à travers la fonction `check_presence`, qui modifie *labels* et assigne l'étiquette -1 aux groupes concernés. Nous affinons ensuite le partitionnement de manière récursive en appliquant de nouveau DBSCAN à tous les groupes précédemment identifiés dont l'étendue spatiale dépasse A_M . Chacune des itérations est plus restrictive par la mise à jour de ε et m , en les multipliant respectivement par les facteurs κ_ε et

κ_m : on exige ainsi des groupes plus denses. Cette démarche est résumée en pseudo-code dans l'algorithme V.1.

Algorithme V.1 Algorithme intérieur / extérieur.

```

1: procedure GETINDOORCLUSTERS( $\mathbf{X}, \mathbf{t}, \varepsilon, m, \kappa_\varepsilon, \kappa_m, r$ )
2:    $\Delta t \leftarrow \text{median}(\text{diff}(\mathbf{t}))$ 
3:    $labels \leftarrow \text{DBSCAN}(\mathbf{X}, \varepsilon, m)$ 
4:    $labels \leftarrow \text{check\_presence}(labels, \mathbf{t}, \Delta t, r)$ 
5:    $exceeding \leftarrow \text{get\_exceeding\_clusters}(\mathbf{X}, labels, A_M)$ 
6:   while  $\text{length}(exceeding) > 0$  do
7:      $\varepsilon \leftarrow \varepsilon \times \kappa_\varepsilon$ 
8:      $m \leftarrow m \times \kappa_m$ 
9:      $labels \leftarrow \text{DBSCAN}(\mathbf{X}, \varepsilon, m)$ 
10:     $labels \leftarrow \text{check\_presence}(labels, \mathbf{t}, \Delta t, r)$ 
11:     $exceeding \leftarrow \text{get\_exceeding\_clusters}(\mathbf{X}, labels, A_M)$ 
12:  end while
13:  return  $labels$ 
14: end procedure

```

Cette dernière méthode produit des résultats satisfaisants : un exemple présenté figure V.5 illustre l'application de l'algorithme V.1 à un ensemble de positions associées à des observations. On y constate nettement l'élimination du groupe dense au milieu d'observations plus éparées. Un gain en précision est probablement envisageable par l'exploitation d'autres variables des séries temporelles que \mathbf{X} et t : par exemple on pourrait considérer la précision de la géolocalisation et d'autres variables modales comme le mouvement prédit et le type de mesure. Il est à noter que ces caractéristiques sont déjà exploitées indépendamment à travers d'autres filtres, décrits dans les sections V.1.1 et V.1.2.

V.1.4. Jeux de données après filtrage

Le corpus des données relevées à Paris entre le 1^{er} janvier 2015 et le 28 août 2017 est formé de 6 517 726 observations. Nous chercherons à établir une combinaison de filtres (et de paramètres associés) qui nous permette d'obtenir le meilleur jeu de données d'observation possible. Plus précisément, nous mettons en place les filtres suivants :

Mesure erronée Certaines versions d'*Ambiciti* présentent des erreurs dans l'algorithme de mesure du bruit. Les mesures correspondantes sont éliminées. On élimine également les mesures dont les métadonnées sont incomplètes ou aberrantes.

Biais Nous mettons en place les deux filtres proposés en section V.1.1, afin de ne conserver que des observations pour lesquelles une estimation du biais de mesure est disponible.

Localisation Nous souhaitons que la donnée de localisation soit suffisamment précise. Nous ne sélectionnons que les observations pour lesquelles $\sigma_{loc} < 15$ m.

Niveau Les niveaux de bruits mesurés doivent être raisonnables vis-à-vis des capacités métrologiques des téléphones. Nous éliminons les mesures dont les niveaux de bruits mesurés sont inférieurs à 35 dB(A) ou supérieurs à 90 dB(A).

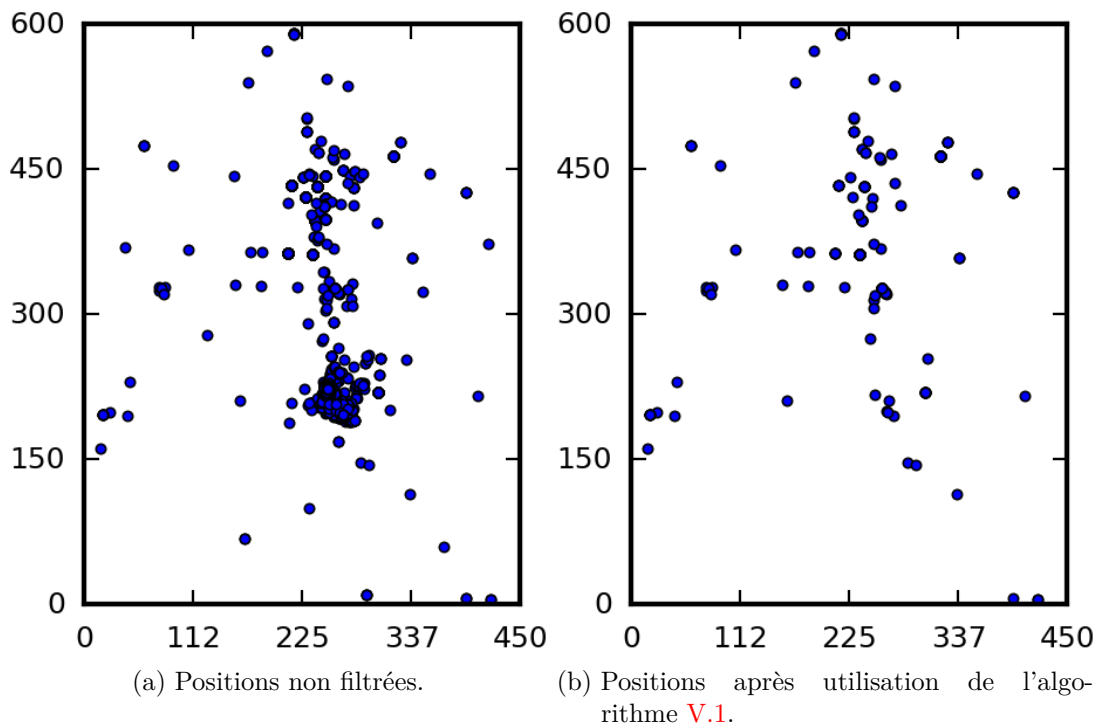


FIGURE V.5. – Positions associées aux observations (axes gradués en m, origine arbitraire) d'un utilisateur d'*Ambiciti* avant et après application de l'algorithme V.1. L'algorithme permet de supprimer les groupes denses correspondant à des séjours en intérieur.

Capteur de proximité, mouvement prédit Les observations doivent être exemptes d'artefacts de mesure, comme, par exemple : l'obstruction du microphone, une mesure faite depuis un sac / une poche, à l'intérieur d'un véhicule, etc. Nous éliminons toutes les observations lors desquelles

- le capteur de proximité est activé, ou
- le mouvement prédit est `IN_VEHICULE`, avec une confiance associée de 100.

Intérieur - extérieur Nous utilisons la méthode décrite en section V.1.3.

Le nombre d'observations après application successive de ces filtres est rapporté dans la table V.1. Les deux tableaux diffèrent selon que l'on ne conserve que les observations des téléphones dont le biais a été directement estimé (jeu D_{appareil}), ou également celles des téléphones dont le biais a été indirectement estimé (jeu $D_{\text{modèle}}$). Dans le cas du jeu $D_{\text{modèle}}$, lorsqu'un téléphone a été étalonné, l'estimation correspondant à cet étalonnage prévaut bien entendu sur l'estimation moyenne lors de la correction des observations du téléphone concerné.

En plus de ces deux bancs de filtres, visant à exploiter tout type de données, nous constituons un ensemble formé exclusivement d'observations effectuées durant certains parcours, que l'on suppose avoir été entreprises dans des conditions optimales. Le même banc de filtres, à l'exception des filtres « Intérieur - Extérieur » et « Mouvement », est appliqué à cet ensemble de données, pour constituer l'ensemble D_{parcours} . Nous ne conservons que les données émises par des téléphones ayant été directement étalonnés,

Filtre	Effectif	%	Filtre	Effectif	%
Aucun	89 034 616	1366	Aucun	89 034 616	1366
Paris	6 517 726	100	Paris	6 517 726	100
Erronée	6 149 918	94.4	Erronée	6 149 918	94.4
Biais	3 998 607	61.3	Biais	428 427	6.6
Localisation	245 684	3.8	Localisation	63 914	1.0
Niveau	220 289	3.4	Niveau	59 918	0.9
Capteur de proximité	154 196	2.4	Capteur de proximité	47 484	0.7
Intérieur - Extérieur	73 176	1.1	Intérieur - Extérieur	30 781	0.5
Mouvement	64 953	1.0	Mouvement	30 232	0.5

TABLE V.1. – Nombre d'observations après chaque étape de filtrage. À gauche, les estimations de biais sont effectuées par modèle ($D_{\text{modèle}}$). À droite, on ne conserve que les téléphones dont le biais a été directement estimé (D_{appareil}). Les pourcentages sont exprimés par rapport à l'ensemble des observations relevées à Paris.

le nombre de données où seule une estimation indirecte est disponible étant très faible en proportion.

Lorsqu'il y a lieu, les paramètres des filtres sont estimés selon deux critères :

1. les cartes seront corrigées sur la base de catégories statistiques (voir section V.2.1), un filtre devrait donc n'être ni trop sévère, de sorte que les populations contiennent un nombre raisonnable d'échantillons, ni trop tolérant, afin de restreindre autant que possible la présence des erreurs que le filtre cherche à éliminer.
2. nous calculons le coefficient de corrélation ρ ainsi que les écarts quadratiques e_q entre les observations d'un jeu de données d'une part, et les niveaux de l'ébauche horaire correspondante d'autre part :

$$\rho = \frac{\sum_{i=1}^{|D|} (x_i^b - \bar{x}^b)(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{|D|} (x_i^b - \bar{x}^b)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^{|D|} (y_i - \bar{y})^2}}, \quad e_q = \sqrt{\frac{1}{|D|} \sum_{i=1}^{|D|} (x_i^b - y_i)^2},$$

où $|D|$ désigne le cardinal du jeu de données D , et \bar{x}^b (respectivement \bar{y}) représente la moyenne empirique de l'ébauche (respectivement les observations) sur l'ensemble D .

Les observations $D_{\text{Dugommier}}$ du parcours décrit en section IV.2.2 ayant été effectuées dans des conditions considérées comme idéales, on cherchera à ce que les scores ρ et e^2 , calculés après filtrage du jeu de données brutes, s'approchent des scores homologues calculés sur $D_{\text{Dugommier}}$.

Nous reportons dans le tableau V.2 les scores des jeux de données D_\emptyset (données brutes), $D_{\text{modèle}}$, D_{appareil} , D_{parcours} , et $D_{\text{Dugommier}}$.

V.2. Construction d'un modèle d'erreur

Nous disposons de cartes de simulation représentant les niveaux L_{day} , L_{evening} , et L_{night} du bruit routier sur toute l'étendue de la ville de Paris (incluant les bois de

Jeu de données	Écart quadratique e_q	Corrélation ρ
D_\emptyset	22.7 dB(A)	0.28
$D_{\text{modèle}}$	10.1 dB(A)	0.22
D_{appareil}	8.7 dB(A)	0.30
D_{parcours}	7.7 dB(A)	0.39
$D_{\text{Dugommier}}$	5.5 dB(A)	0.38

TABLE V.2. – Écart quadratique et corrélation à l'ébauche des différents jeux de données.

Boulogne et de Vincennes). Ces cartes nous ont été fournies par la direction des espaces verts et de l'environnement de l'agence d'écologie urbaine de Paris. Celles-ci peuvent être désagrégées en cartes horaires à l'aide de la méthode décrite en section IV.2.3. Nous souhaitons corriger l'une de ces cartes, prise comme ébauche, à travers une assimilation des observations mobiles issues du processus de filtrage précédemment décrit.

La grille modèle Ω des cartes de simulation présente une résolution de $2\text{ m} \times 2\text{ m}$, et est constituée de $9501 \times 5251 = 49\,889\,751$ points, dont environ la moitié ($24\,706\,952$) correspondent à des données manquantes—lorsque les points sont situés en dehors de Paris, ou correspondent au bâti. Les dimensions du vecteur d'état associé rendent toute approche faisant appel au BLUE, pour l'estimation sur l'ensemble du domaine, difficilement exploitable en pratique : la mémoire et la puissance de calcul requises seraient très importantes, car \mathbf{B} contiendrait alors un nombre d'éléments de l'ordre de $(10^7)^2 = 10^{14}$. Il serait cependant possible de *localiser* les observations : il s'agit d'appliquer une fenêtre de pondération (de forme et de dimension paramétrables) aux éléments de \mathbf{B} , afin de ne considérer les corrélations des erreurs d'ébauche qu'entre les couples de points «suffisamment proches» selon les paramètres choisis pour la fenêtre. Cela aurait pour effet notable de rendre la matrice \mathbf{B} essentiellement creuse et de pouvoir diviser le domaine d'étude en sous-domaines de taille plus faible et effectuer les calculs sur chacun des sous-domaines. Cependant, les jeux de données, même les plus fournis (un peu moins de 65 000 observations pour $D_{\text{modèle}}$), ont une répartition spatiale très hétérogène, et une telle solution ne permettrait pas de produire une analyse dont les incréments seraient significatifs à l'échelle recherchée. Nous écartons ainsi la stratégie proposée au chapitre IV.

On se propose d'abandonner la représentation sous forme de matrice de covariance \mathbf{B} de l'erreur d'ébauche, pour un nouveau modèle paramétrique f_b qui à chaque point $\mathbf{X} \in \Omega$ associe une estimation directe de l'erreur d'ébauche \tilde{e}^b en ce point :

$$f_b: \Omega \times \mathcal{P} \rightarrow \mathbb{R} \quad (\text{V.13})$$

$$(\mathbf{X}, \boldsymbol{\mu}) \mapsto \tilde{e}^b,$$

où \mathcal{P} est un ensemble constitué de n-uplets de paramètres. Ces paramètres peuvent être des variables numériques ou modales.

L'application de f_b en tout point de Ω conduit à une estimation \tilde{e}^b du vecteur d'erreur d'ébauche, et l'analyse \mathbf{x}^a est naturellement calculée comme

$$\mathbf{x}^a = \mathbf{x}^b - \tilde{e}^b. \quad (\text{V.14})$$

Le processus d'assimilation de données réside alors dans la construction du modèle f_b à l'aide des observations. Nous proposons une telle construction par catégorisation des observations dans la section suivante.

V.2.1. Modèle par catégorisation

Nous souhaitons établir un modèle d'erreur f_b^C s'appuyant sur une catégorisation commune des observations et de l'ensemble des points d'ébauche, en fonction des propriétés associées à chacune de ces données. On fait donc l'hypothèse que l'erreur d'ébauche varie peu au sein d'ensembles définis par certaines propriétés, et il s'agit de construire des catégories respectant cette hypothèse. Nous présentons d'abord la stratégie générale en section V.2.1.1, puis développons l'élaboration des catégories en section V.2.1.2

V.2.1.1. Stratégie

On établit une catégorisation des données, en fonction de différents paramètres (voir section V.2.1.2). On génère ainsi un ensemble \mathcal{C} de catégories. Pour une catégorie $C \in \mathcal{C}$, la moyenne empirique des innovations, c'est-à-dire l'écart entre les observations et les composantes de l'ébauche correspondantes, est

$$d_C = \frac{1}{|C|} \sum_{y_i \in C} y_i - \mathbf{H}(\mathbf{x}^b)_i \quad (\text{V.15})$$

$$= \bar{y}^C - \bar{x}^b{}^C \quad (\text{V.16})$$

où \mathbf{H} est l'opérateur d'observation, tel que défini par l'équation (I.12), offrant ici la comparaison entre les observations et l'ébauche, considérée aux points de Ω les plus proches de chacune des observations. \bar{y}^C et $\bar{x}^b{}^C$ sont les moyennes empiriques des observations et de l'ébauche, calculées respectivement sur l'ensemble des observations y_i appartenant à C , et sur l'ensemble des points de Ω associés à ces observations par l'intermédiaire de \mathbf{H} .

Soit $\tilde{\ell}_C$ la valeur moyenne du niveau de bruit au sein de C , telle qu'estimée à l'aide d'une analyse BLUE :

$$\tilde{\ell}_C = \bar{x}^b{}^C + k_C(\bar{y}^C - \bar{x}^b{}^C). \quad (\text{V.17})$$

l'équation est ici scalaire, et le gain

$$k_C = \frac{\nu_b^2(C)}{\nu_b^2(C) + \nu_r^2(C)} \quad (\text{V.18})$$

établit l'équilibre des confiances relatives accordées à $\bar{x}^b{}^C$ et \bar{y}^C dans l'estimation de $\tilde{\ell}_C$. La valeur des incertitudes $\nu_b^2(C)$ et $\nu_r^2(C)$ est estimée de la manière suivante : on considère que les erreurs associées à chacun des termes dans les sommes $\bar{x}^b{}^C$ et \bar{y}^C sont des variables aléatoires de même loi. Les variances σ_b^2 et σ_o^2 de ces variables aléatoires sont elles-mêmes estimées en se basant sur les résultats obtenus au chapitre IV. Nous conservons l'hypothèse selon laquelle l'erreur d'ébauche possède une structure de covariance, mais sans en donner de description spatiale : la corrélation $\rho(e_i^b, e_j^b)$ entre les erreurs d'ébauche associées aux points de grille i et j , issus d'une même catégorie, est

seulement supposée constante, égale à un scalaire $\alpha \in [0; 1]$. On peut ainsi exprimer l'incertitude $\nu_b(C)^2$:

$$\nu_b^2(C) = \text{Var} \left(\frac{1}{|C|} \sum_{i=1}^{|C|} e_i^b \right) = \frac{1}{|C|^2} \left(\sum_{i=1}^{|C|} \sigma_b^2 + \sum_{1 \leq i < j \leq |C|} \text{cov}(e_i^b, e_j^b) \right) \quad (\text{V.19})$$

$$= \frac{1}{|C|^2} \left(|C| \sigma_b^2 + |C|(|C| - 1) \alpha \sigma_b^2 \right) \quad (\text{V.20})$$

$$= \frac{1}{|C|} (1 + \alpha(|C| - 1)) \sigma_b^2 \quad (\text{V.21})$$

$$= \left(\frac{1 - \alpha}{|C|} + \alpha \right) \sigma_b^2. \quad (\text{V.22})$$

Les erreurs d'observation sont supposées mutuellement indépendantes, et on a simplement :

$$\nu_r^2(C) = \text{Var} \left(\frac{1}{|C|} \sum_{i=1}^{|C|} e_i^o \right) = \frac{1}{|C|} \sigma_o^2 = \frac{1}{|C|} (\sigma_i^2 + \sigma_r^2), \quad (\text{V.23})$$

où σ_o^2 représente la variance d'erreur d'observation, σ_i^2 et σ_r^2 symbolisant les variances d'erreur associées respectivement à l'erreur d'instrumentation et à l'erreur de représentativité temporelle. On a ici négligé les erreurs de représentativité spatiale (cf. section [IV.3.2.3](#)), généralement faibles devant les erreurs de représentativité temporelle, et difficiles à estimer du fait de la variabilité de σ_{loc} au sein des jeux d'observations considérés.

On estime l'erreur d'ébauche \tilde{e}_C^b associée à la catégorie C par l'écart entre $\overline{x^b}^C$ et l'estimateur $\tilde{\ell}_C$ de la valeur moyenne du niveau de bruit au sein de C :

$$\tilde{e}_C^b = \overline{x^b}^C - \tilde{\ell}_C. \quad (\text{V.24})$$

En définitive, pour tout point d'ébauche $x_C^b \in C$, on a l'analyse

$$x_C^a = x_C^b - \tilde{e}_C^b \quad (\text{V.25})$$

$$= x_C^b - \overline{x^b}^C + \tilde{\ell}_C \quad (\text{V.26})$$

$$= x_C^b + k_C d_C. \quad (\text{V.27})$$

En reportant les équations [\(V.22\)](#) et [\(V.23\)](#) dans l'équation [\(V.18\)](#), on constate que le gain k_C associé à C dépend essentiellement, en plus des estimations des valeurs de σ_b^2 , σ_i^2 et σ_r^2 , de la valeur de α , dès lors que $|C| \gg 1$ —ce qui sera le cas en pratique pour la majorité des catégories. Lorsque α est grand, $\nu_b^2(C)$ ne diminue que très peu avec la taille de C , contrairement à ν_r^2 . À l'inverse, si l'on ne considère aucune corrélation entre les erreurs d'ébauche ($\alpha = 0$), le gain k_C est faible, étant donné le rapport de valeurs entre d'une part σ_b^2 et $\sigma_i^2 + \sigma_r^2$ d'autre part ; l'analyse ne pourra pas s'éloigner significativement de l'ébauche. On étudiera dans la section [V.3.1.1](#) plusieurs scénarios, en fonction de la valeur supposée du coefficient α .

V.2.1.2. Constitution des catégories

L'analyse décrite dans l'équation (V.27) repose sur le calcul de l'innovation moyenne d_C associée à la catégorie C . Il apparaît donc cohérent de souhaiter que les catégories soient construites de manière à ce que la dispersion de la distribution associée aux termes de d_C soit relativement faible au regard de la dispersion de l'ensemble des innovations. En effet, une catégorie représente une classe de points ayant des caractéristiques communes, et on a précédemment fait l'hypothèse que l'erreur d'ébauche était relativement homogène au sein d'une catégorie donnée. Il est également souhaitable que les catégories soient suffisamment peuplées afin d'être représentatives de leur catégorie, et ainsi conférer une valeur à k_C suffisamment importante pour qu'une correction puisse avoir lieu au sein de C .

L'application de ces recommandations conduit à la génération de catégories basées sur les paramètres suivants :

- le niveau d'ébauche au point \mathbf{X} ;
- la période temporelle, parmi les périodes associées aux niveaux L_{day} , L_{evening} et L_{night} . Le nombre d'observations est en effet trop faible, quel que soit le jeu d'observations considéré, pour former des catégories horaires de taille acceptable ;
- la distance de \mathbf{X} à la rue la plus proche ;
- le type de voie concernée, selon les **étiquettes** définies par OpenStreetMap. Celles-ci sont regroupées en trois classes, en fonction de la fréquentation présumée :
 1. Les axes primaires, incluant les voies rapides (boulevard périphérique), et autres axes principaux ayant plusieurs voies par sens de circulation.
 2. Les axes secondaires, à deux sens, présentant une fréquentation importante.
 3. Les axes tertiaires, les moins fréquentés, incluant les voies à sens unique ou associées à une limitation de vitesse inférieure à 50 km h^{-1} .

Soient $L_m < L_M$ deux niveaux sonores (en dB(A)), $z_m < z_M$ deux distances (en m), H une période de la journée. Un exemple de catégorie, pour une donnée d'observation ou de simulation associée à un point $\mathbf{X} \in \Omega$, est

$$C = \{\mathbf{X} \in \Omega \mid L_m \leq x^b(\mathbf{X}) < L_M, h \in H, z_m \leq \|\mathbf{X} - \mathbf{X}_r\|_2 < z_M, r \in \text{ter}\}, \quad (\text{V.28})$$

où h est l'heure associée à la donnée, \mathbf{X}_r désigne la projection de \mathbf{X} sur la rue r la plus proche, et «ter» est la classe des rues de type tertiaire. On voit dans cet exemple que les variables continues que sont le niveau d'ébauche et la distance à la rue sont classifiées au moyen d'intervalles. Nous considérons les valeurs correspondant à chacune de ces variables dans le jeu de données d'observations considéré, et les partitionnons de manière à ce que les intervalles aient pour extrémités des quantiles de la distribution associée : chaque intervalle contient ainsi le même nombre d'échantillons. Le nombre d'intervalles à produire est estimé au regard des préconisations évoquées au début de la présente section, et de l'évaluation présentée en section V.3.2.

Remarque La figure V.6 présente les distributions des niveaux de bruit de l'ébauche et des observations. Premièrement, on constate que, lorsque l'ensemble des valeurs d'ébauche est considéré (figure V.6a), les distributions sont très dissemblables : la distribution d'ébauche présente plusieurs modes de faible intensité entre 40 et 70 dB(A),

tandis que la distribution des observations est très symétrique, et présente un unique mode localisé un peu au-dessous de 70 dB(A). Cela indique que les observations ne sont *a priori* pas représentatives de l'ensemble des données décrites par le modèle. D'autre part, lorsque seules les valeurs d'ébauche associées aux observations (par l'intermédiaire de \mathbf{H}) sont considérées (figure V.6b), on voit apparaître un mode net et pointu dans la distribution d'ébauche. En comparaison avec le mode de la distribution des observations, sa fréquence empirique est à peu près deux fois plus élevée, et sa localisation légèrement supérieure. Il est donc cohérent d'effectuer le calcul de $\overline{x^b}^C$ (équation (V.15)) sur l'ensemble des points d'ébauche associés à une observation appartenant à une catégorie C , plutôt que sur l'ensemble des points d'ébauche appartenant à cette catégorie. On obtient ainsi une statistique des erreurs observables que l'on suppose pouvoir transposer au reste de la catégorie, non observé.

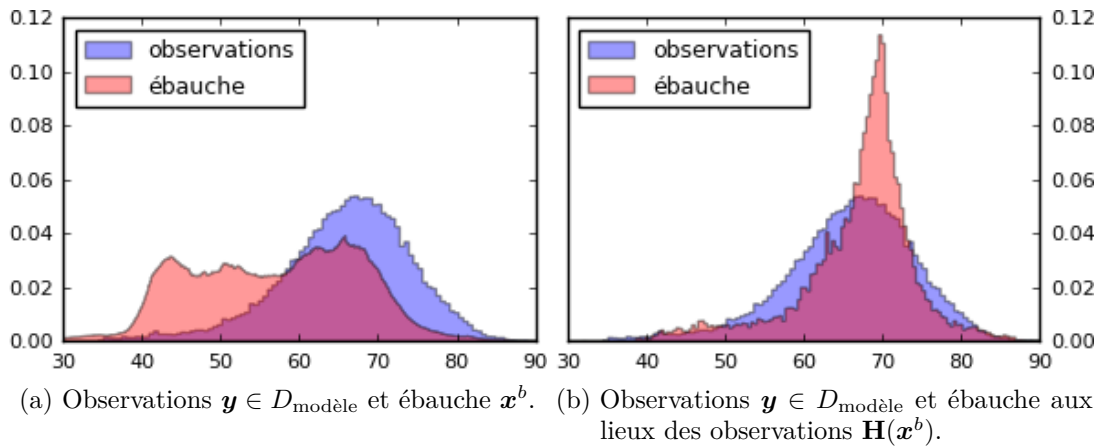


FIGURE V.6. – Distributions normalisées des niveaux de bruit d'ébauche et observés (en dB(A)). À gauche, on considère l'ensemble des niveaux d'ébauche \mathbf{x}^b , à droite on ne considère que les niveaux d'ébauche $\mathbf{H}(\mathbf{x}^b)$ associés à des observations. La distribution de l'ensemble des observations \mathbf{y} est identique sur les deux figures.

V.3. Résultats et perspectives

V.3.1. Cartes de bruit à l'échelle de la ville

Nous produisons des analyses de cartes L_{day} , L_{evening} et L_{night} en utilisant différents jeux de données d'observation, et en explorant différentes valeurs pour les paramètres en jeu, tout en tâchant de respecter les contraintes soulevées dans la section précédente pour la construction des catégories.

Nous employons les jeux de données d'observation précédemment décrits $D_{\text{modèle}}$, D_{appareil} et D_{parcours} —ce dernier ne contenant que des données disposant d'une estimation de biais pour chaque appareil—en faisant varier les paramètres suivants :

- les nombres N_b et N_d d'intervalles formant les partitions des ensembles de valeurs des paramètres continus (les niveaux d'ébauche et les distances aux routes les

plus proches associés aux observations respectivement). Nous explorons toutes les configurations possible du couple $(N_b, N_d) \in \llbracket 3; 8 \rrbracket^2$. En dessous de 3 intervalles, les distributions d'innovations des catégories présentent une dispersion importante, au-delà de 8, un nombre conséquent de catégories deviennent sous-représentées, notamment pour les jeux de données de faible effectif.

- le paramètre $\alpha \in [0; 1]$, décrivant les corrélations supposées entre les erreurs d'ébauche des membres d'une même catégorie.

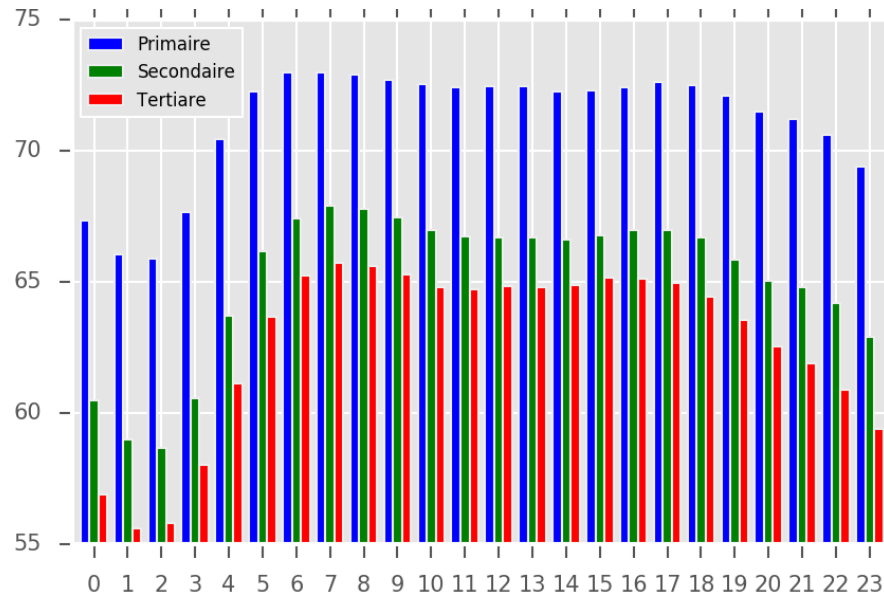
De plus, chaque jeu de données D_x est également affiné en un jeu $D_x^s \subset D_x$ ne contenant que les données de jours ouvrés. En effet, comme cela a déjà été constaté en section II.4.2.2, les profils horaires des jours fériés diffèrent. Cela est également observable sur les données *Rumeur* sur l'ensemble des classes de routes, comme nous pouvons le constater sur la figure V.7. Il est peut-être plus facile de prédire un niveau L_H en se limitant aux jours ouvrés.

Les figures V.8, V.9, V.10 illustrent les cartes de bruit de Paris d'ébauche et d'analyse générées à l'aide de la méthode précédemment décrite, en utilisant le jeu de données D_{parcours} et les valeurs de paramètres suivantes : $N_b = 8$, $N_d = 5$, $\alpha = 0.01$. Les différences entre les ébauches et les analyses peuvent être appréciées plus finement sur la figure V.11.

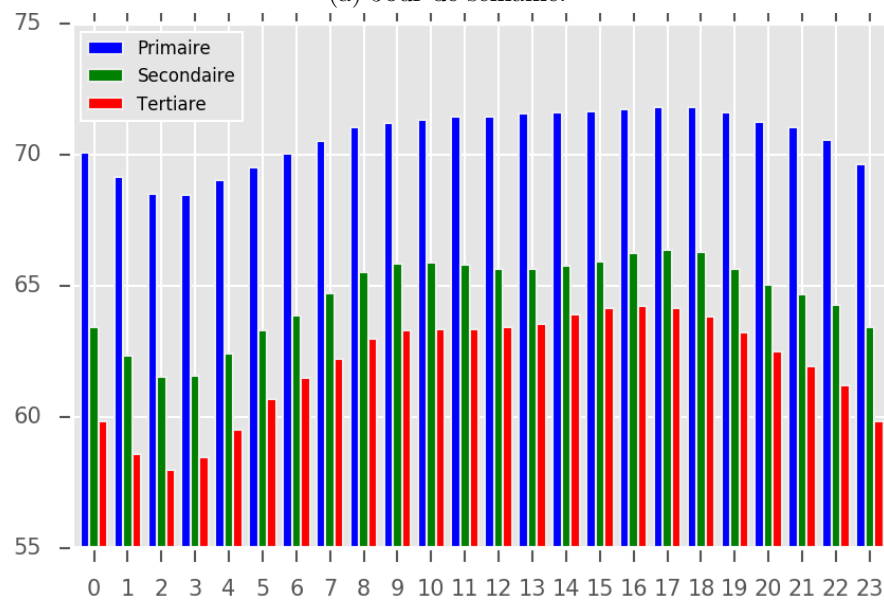
Ce jeu de données et de paramètres fournit une analyse physiquement cohérente ; de la même manière que les analyses produites lors de l'expérience décrite au chapitre IV, on observe une réduction globale de la dynamique : les niveaux d'ébauche les plus élevés, au centre des axes routiers principaux et secondaires, sont corrigés à la baisse dans les analyses, l'incrément étant assez similaire pour chacune des périodes considérées. En revanche, les niveaux de bruit plus faibles dans l'ébauche (sur les axes moins fréquentés, dans l'ensemble des zones piétonnes (parcs, bois) et au-dessus des cours d'eau et des rails) sont corrigés à la hausse dans les analyses, parfois de manière importante. L'hétérogénéité entre les différentes périodes est bien plus prononcée pour cet incrément positif : on constate une hausse générale d'environ 2 dB(A) pour L_{night} , 4 dB(A) pour L_{day} et 5 dB(A) pour L_{evening} . Cet écart de valeurs est intéressant, car les cartes d'ébauche de L_{day} et L_{evening} sont extrêmement proches, 90% des valeurs de la distribution $|\delta_{\text{evening-day}}^b|$ des différences (absolues) sont inférieures à 0.8 dB(A). Cela signifie donc des innovations plus importantes durant la période «evening» pour les zones associées à des niveaux d'ébauche faibles.

On constate cependant un phénomène singulier sur certaines routes mineures, imputable à la catégorisation par intervalles vis-à-vis de la distance aux routes, notamment dans les bois de Boulogne et Vincennes : les points de grille proches de ces voies mineures (plus précisément, de leur axe central) reçoivent une correction positive, mais d'amplitude plus faible que la correction reçue par les points plus éloignés. Plusieurs manières de pallier cette limitation seront proposées en section V.3.3.

Il est à noter que le jeu de paramètres sélectionné offre, quelle que soit la période considérée, une correction valide selon le critère d'erreur quadratique moyenne entre les valeurs d'ébauche (respectivement d'analyse), et les valeurs observées par les stations fixes *Rumeur*, prises comme niveaux de référence. Les améliorations sont respectivement de 0.4 dB(A), 0.2 dB(A) et 0.2 dB(A). Une évaluation des différents jeux de données et paramètres, basée sur ce critère, est menée en section V.3.2.

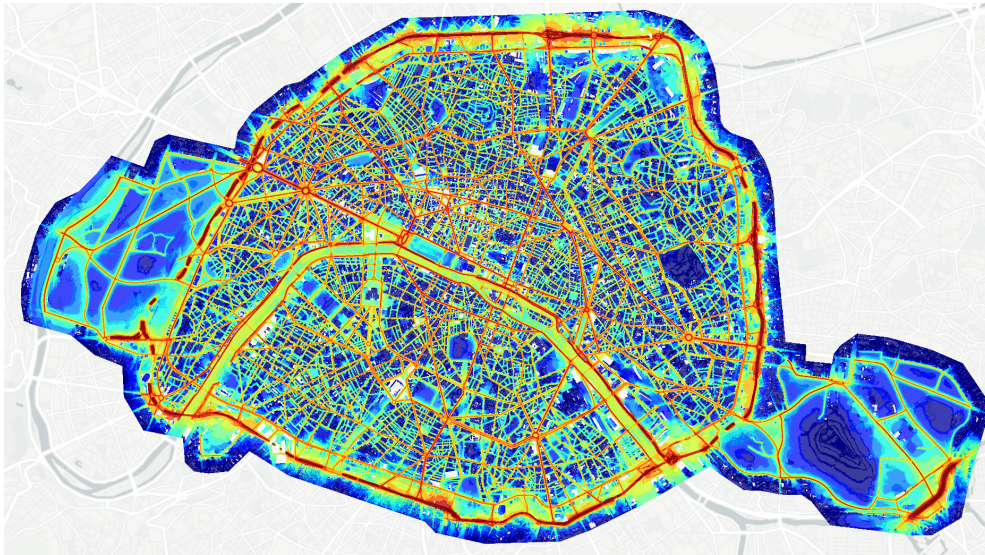


(a) Jour de semaine.

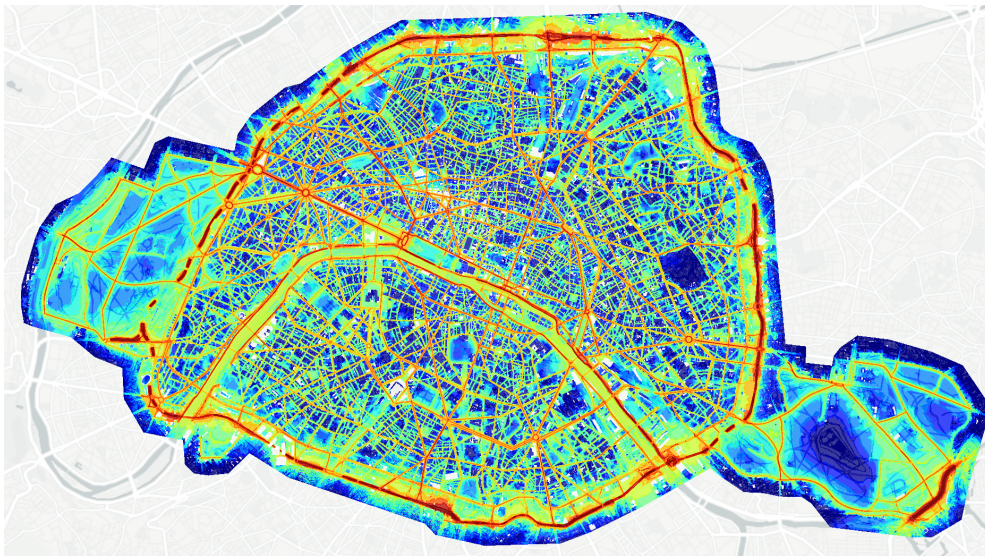


(b) Week-end.

FIGURE V.7. – Profils horaires moyens des stations *Rumeur* en dB(A), groupées par classe de route la plus proche.



(a) Ébauche.



(b) Analyse.

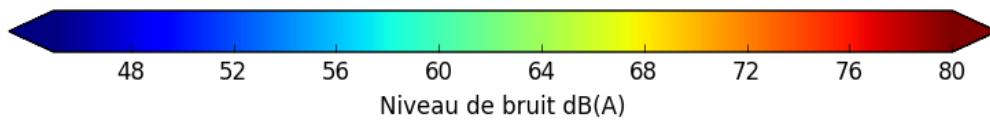
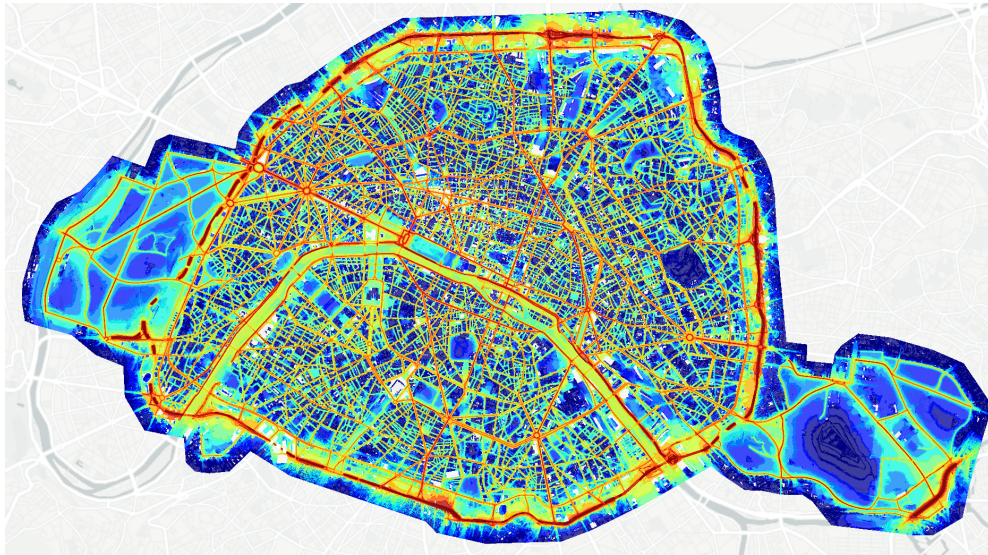
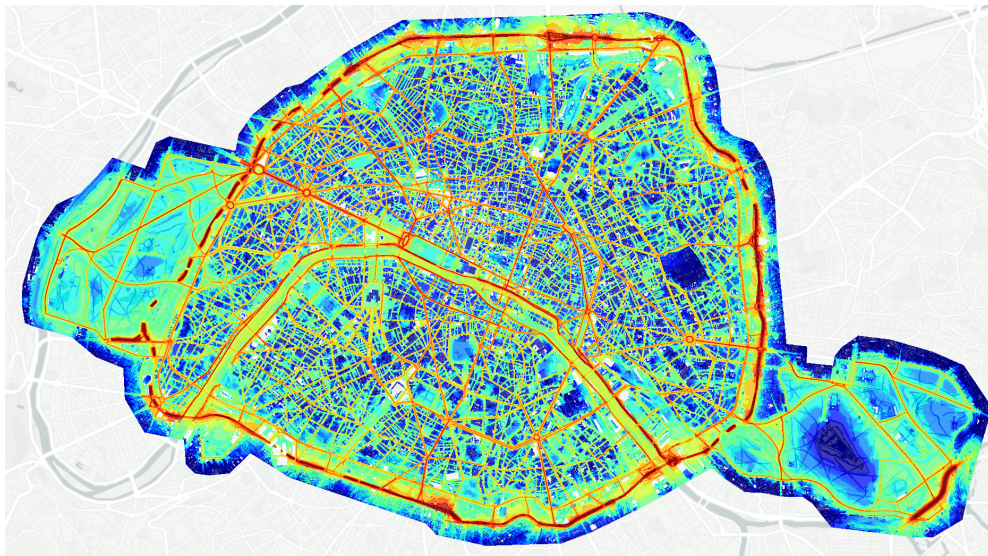


FIGURE V.8. – Cartes de bruit de Paris, niveau L_{day} .
Jeu de données D_{parcours} , $N_b = 8$, $N_d = 5$, $\alpha = 0.01$.



(a) Ébauche.



(b) Analyse.

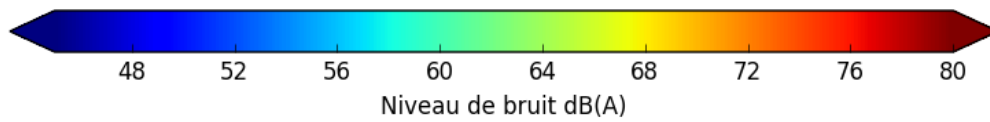
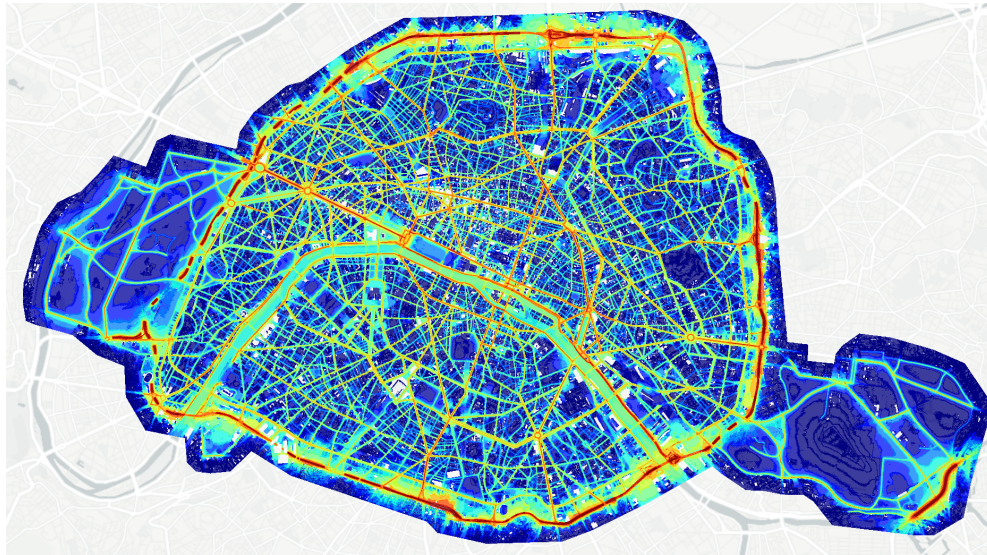
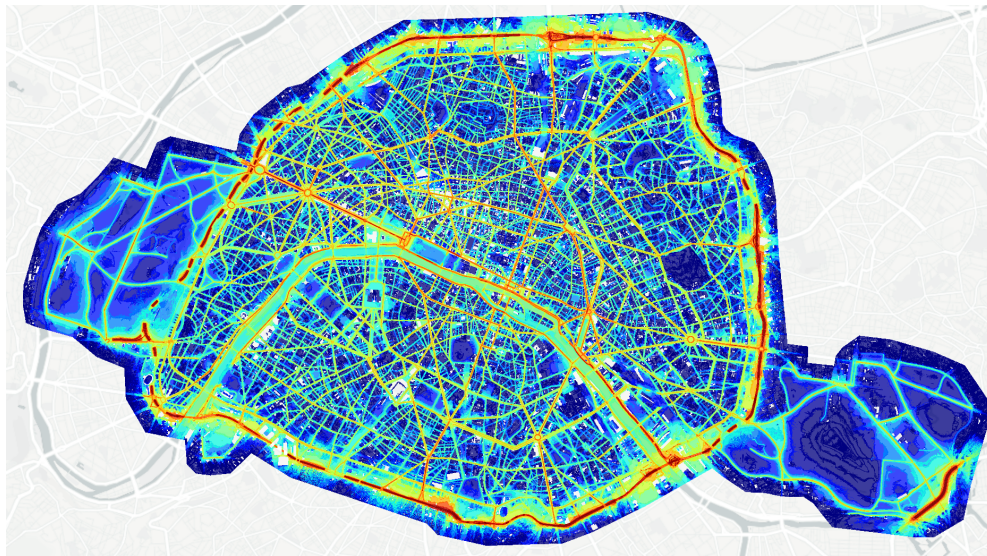


FIGURE V.9. – Cartes de bruit de Paris, niveau L_{evening} .
Jeu de données D_{parcours} , $N_b = 8$, $N_d = 5$, $\alpha = 0.01$.



(a) Ébauche.



(b) Analyse.

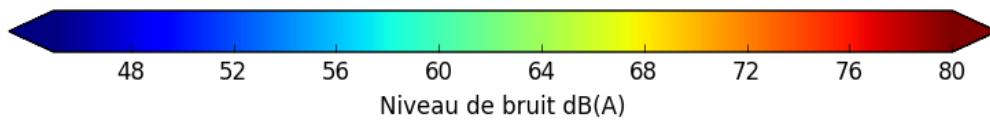


FIGURE V.10. – Cartes de bruit de Paris, niveau L_{night} .
Jeu de données D_{parcours} , $N_b = 8$, $N_d = 5$, $\alpha = 0.01$.

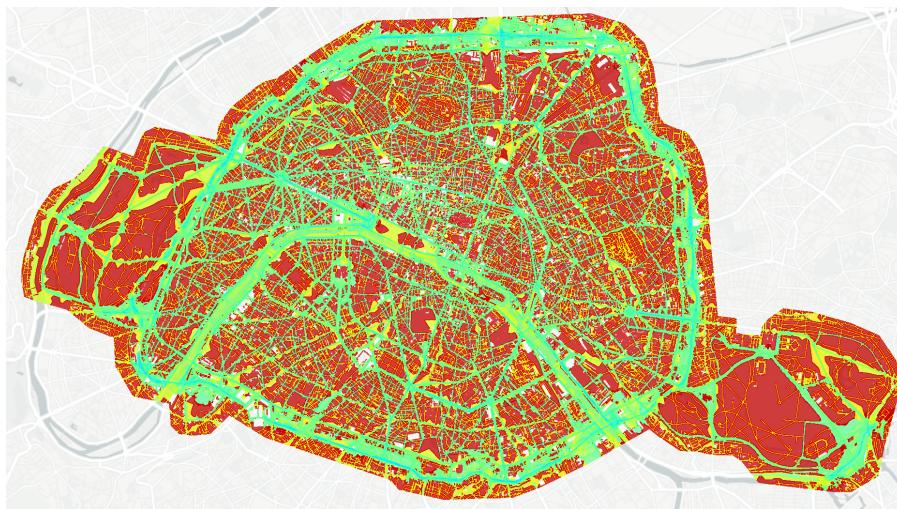
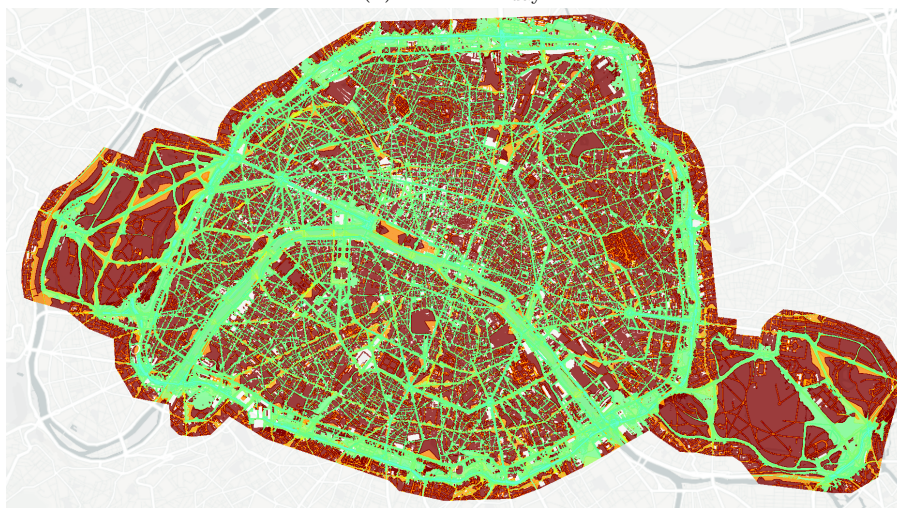
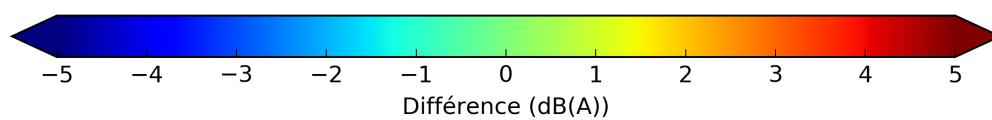
(a) Niveau L_{day} .(b) Niveau L_{evening} .(c) Niveau L_{night} .

FIGURE V.11. – Cartes des différences $x^a - x^b$ (dB(A)).
 Jeu de données D_{parcours} , $N_b = 8$, $N_d = 5$, $\alpha = 0.01$.

V.3.1.1. Influence du paramètre α

Le paramètre α symbolise la corrélation supposée entre les erreurs d'ébauche au sein d'une catégorie. D'après les équations (V.18), (V.22) et (V.23), une corrélation nulle entre les erreurs d'ébauche ($\alpha = 0$) entraîne une expression simple du gain :

$$k_C = \frac{\sigma_b^2}{\sigma_b^2 + \sigma_i^2 + \sigma_r^2}. \quad (\text{V.29})$$

Si $\alpha \neq 0$, l'expression devient

$$k_C = \frac{(1 + \alpha(|C| - 1)) \sigma_b^2}{(1 + \alpha(|C| - 1)) \sigma_b^2 + \sigma_i^2 + \sigma_r^2}, \quad (\text{V.30})$$

et lorsque $|C| \gg 1$, on a

$$k_C \simeq \frac{\sigma_b^2}{\sigma_b^2 + (\sigma_i^2 + \sigma_r^2)/(1 + \alpha|C|)}. \quad (\text{V.31})$$

On saisit donc que la correction au sein d'une catégorie dépend essentiellement de la valeur du produit $\alpha|C|$. Certaines catégories étant peu peuplées (par exemple, celle correspondant à un niveau d'ébauche faible, à une distance faible de l'axe des routes primaires), la correction y sera modeste, quelle que soit la valeur de α . D'autres catégories, plus fournies, sont plus sensibles aux variations de α , comme l'illustre la figure V.12, où sont représentées les cartes d'analyse des différentes périodes de la journée en fonction de la valeur de α , pour le jeu D_{parcours} , et les paramètres $N_b = 8$, $N_d = 5$. On voit les effets constatés dans la section précédente augmenter à mesure que α croît. Dans le cas extrême $\alpha = 1$, où la corrélation des erreurs d'ébauche est supposée parfaite, des ruptures entre catégories sur-corrigées et catégories sous-corrigées apparaissent sur la carte L_{evening} , au voisinage de voies secondaires et tertiaires. Le choix de la valeur d' α doit donc permettre de rendre compte des corrélations des erreurs modèle tout en évitant cet écueil. Une évaluation de la méthode par calcul d'erreurs quadratiques moyennes (voir section V.3.2) permet d'affiner ce choix.

V.3.2. Évaluation de la méthode

Afin d'évaluer la pertinence des analyses, nous comparons les données de 73 stations *Rumeur* dans Paris (voir figure V.16), considérées comme le vecteur de référence \mathbf{s} , avec les valeurs du vecteur d'état, prises aux mêmes coordonnées, avant et après analyse. Les stations sont choisies, parmi l'ensemble des données *Rumeur* disponibles, selon deux critères :

- une quantité de données suffisante, afin d'obtenir des niveaux moyens représentatifs (plus de 100 données disponibles pour chaque créneau horaire) ;
- un épisode de fonctionnement des stations suffisamment récent, afin de maximiser la cohérence avec les cartes d'ébauche produites au début de l'année 2015.

L'erreur quadratique moyenne (RMSE) des différences $\mathbf{x}^a - \mathbf{s}$ est calculée pour tous les couples $(N_b, N_d) \in \llbracket 3; 8 \rrbracket^2$, $\alpha \in \{0, 0.005, 0.01, 0.025, 0.05, 0.1, 0.25, 0.5, 1\}$, et pour chaque jeu de données $D_{\text{modèle}}$, D_{appareil} , D_{parcours} , ainsi que les sous-ensembles qui leur sont respectivement associés $D_{\text{modèle}}^s$, D_{appareil}^s , D_{parcours}^s .

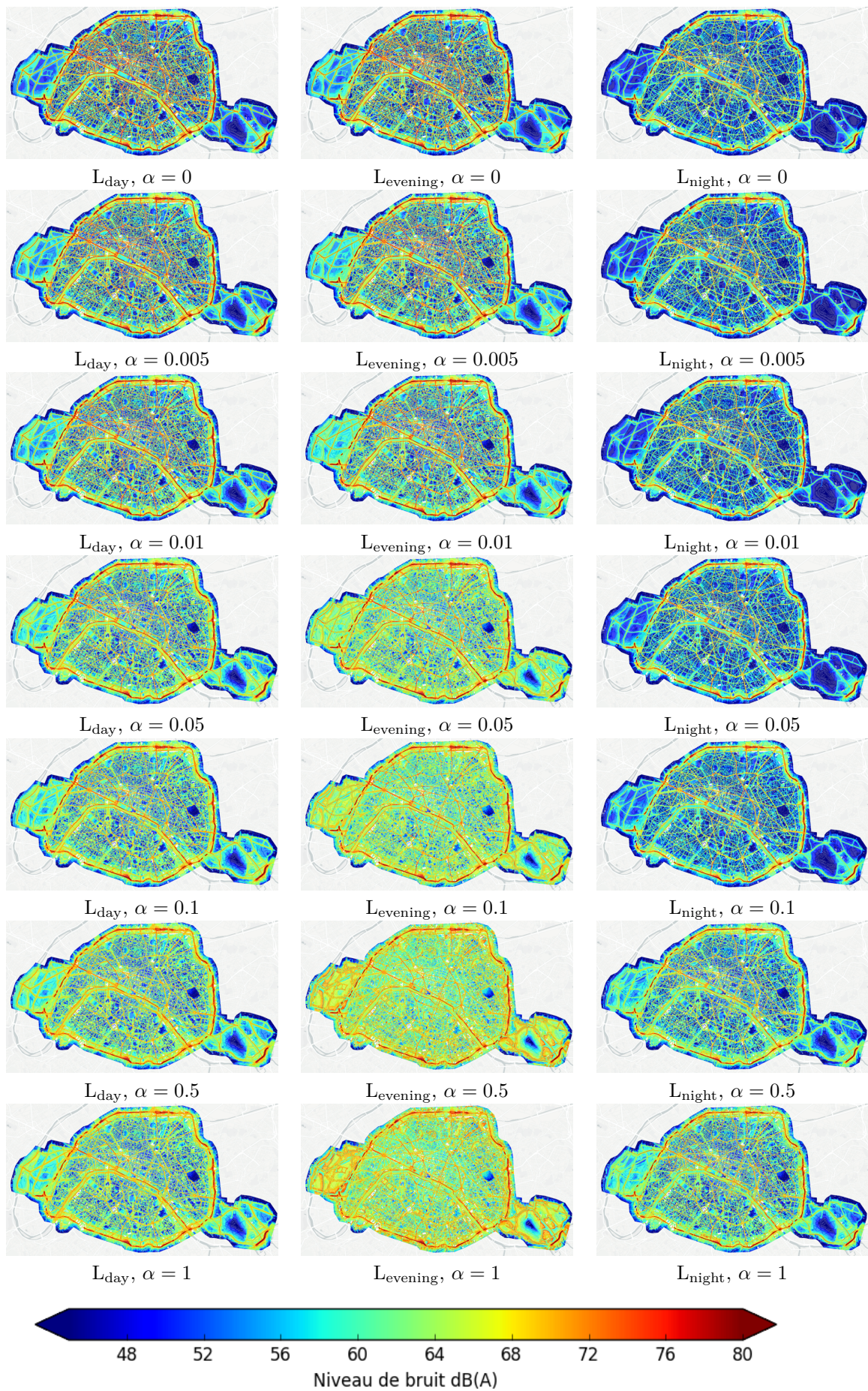


FIGURE V.12. – Influence de la valeur de α sur l'analyse.
 Jeu de données D_{parcours} , $N_b = 8$, $N_d = 5$.

En considérant l'ensemble des données disponibles, les RMSE $\mathbf{x}^b - \mathbf{s}$ pour les ébauches des niveaux L_{day} , L_{evening} et L_{night} sont respectivement 4.1, 4., et 4.1 dB(A). Ces RMSE restent identiques (à la première décimale) lorsque l'on ne considère que les données *Rumeur* des jours ouvrés, en cohérence avec les jeux de données d'observation D_x^s .

Les 3 valeurs de RMSE d'analyse les plus faibles sont atteintes pour la période L_{day} , le minimum étant 3.6 dB(A). Le jeu et les paramètres associés sont D_{appareil} , $N_b = 8$ et $N_d = 5$ dans les 3 cas, et $\alpha \in \{0.005, 0.01, 0.025\}$. La figure V.13 illustre le cas $\alpha = 0.025$. On constate que les meilleurs scores sont obtenus lorsque N_b croît, et pour une valeur de N_d avoisinant 5 pour L_{day} et L_{evening} , mais la dépendance à ces paramètres est faible pour L_{night} . Le jeu de données est l'un des moins filtrés, au sens qu'il contient des observations de type automatique, et effectuées pendant des jours ouvrés ou fériés. De même, le fait que la période L_{day} présente les meilleurs résultats n'est probablement pas étranger à la répartition des observations entre les différentes périodes, la période diurne étant la plus fournie en observations. Quel que soit le jeu de données considéré, la répartition est proche de la suivante : 70% en journée, 25% en soirée, et 5% pendant la nuit. Cependant, il est important de noter que le minimum est atteint avec des observations corrigées par «biais appareil», et non par «biais modèle», laissant supposer que la quantité des mesures ne parvient pas à compenser la qualité selon ce critère. L'écart entre les erreurs d'analyse et les erreurs d'ébauche reste néanmoins faible, et l'amélioration produite en certaines stations est contrebalancée par une dégradation dans d'autres stations.

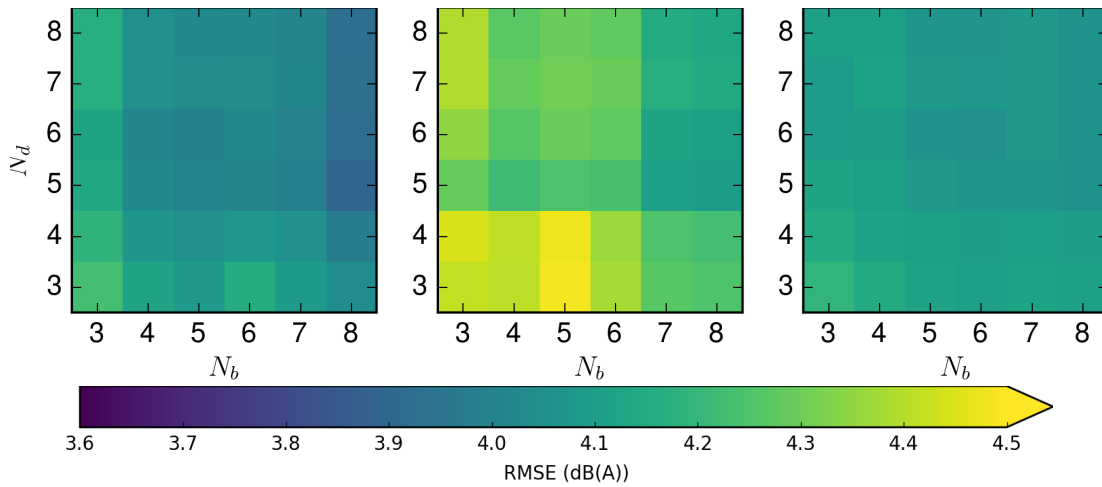
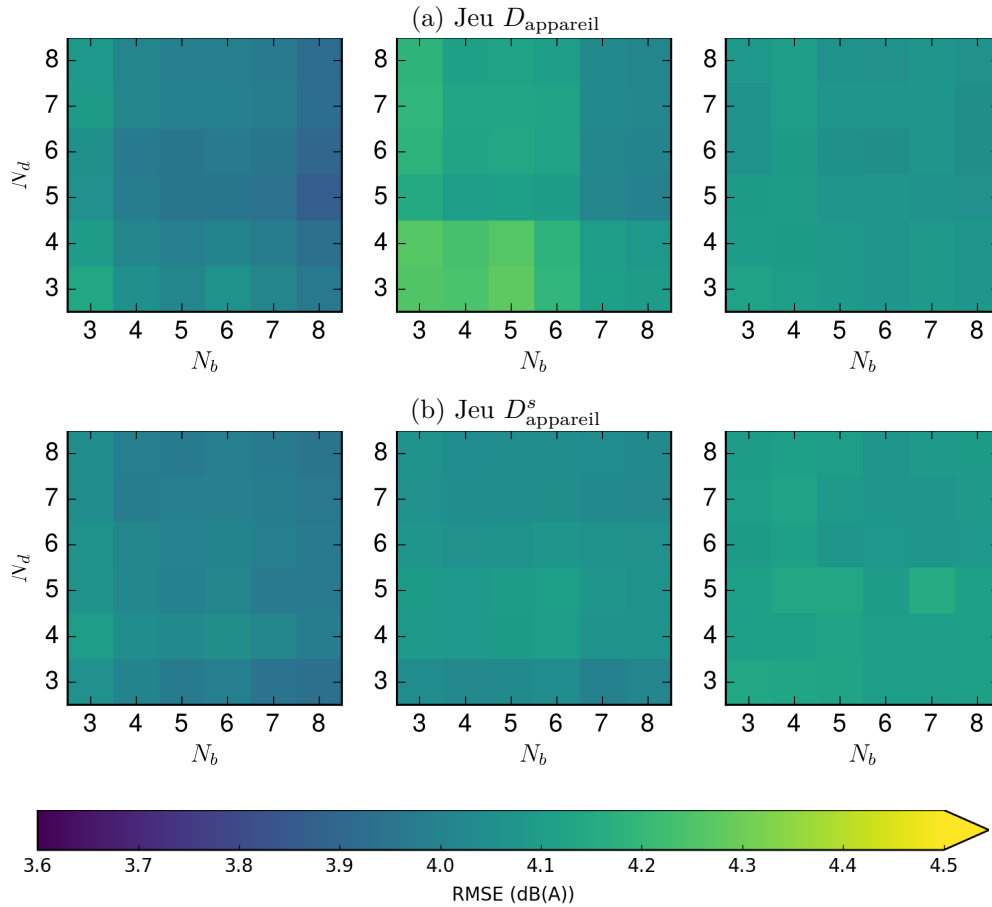


FIGURE V.13. – RMSE de $\mathbf{x}^a - \mathbf{s}$, D_{appareil} , $\alpha = 0.025$.
Niveaux L_{day} , L_{evening} et L_{night} de gauche à droite.

La figure V.14 illustre le cas $\alpha = 0.01$, avec les jeux de données D_{appareil} et D_{appareil}^s . Lorsque l'on ne considère que les jours ouvrés, la dépendance aux nombres d'intervalles N_b et N_d est moins marquée, et ce pour les 3 périodes de la journée.

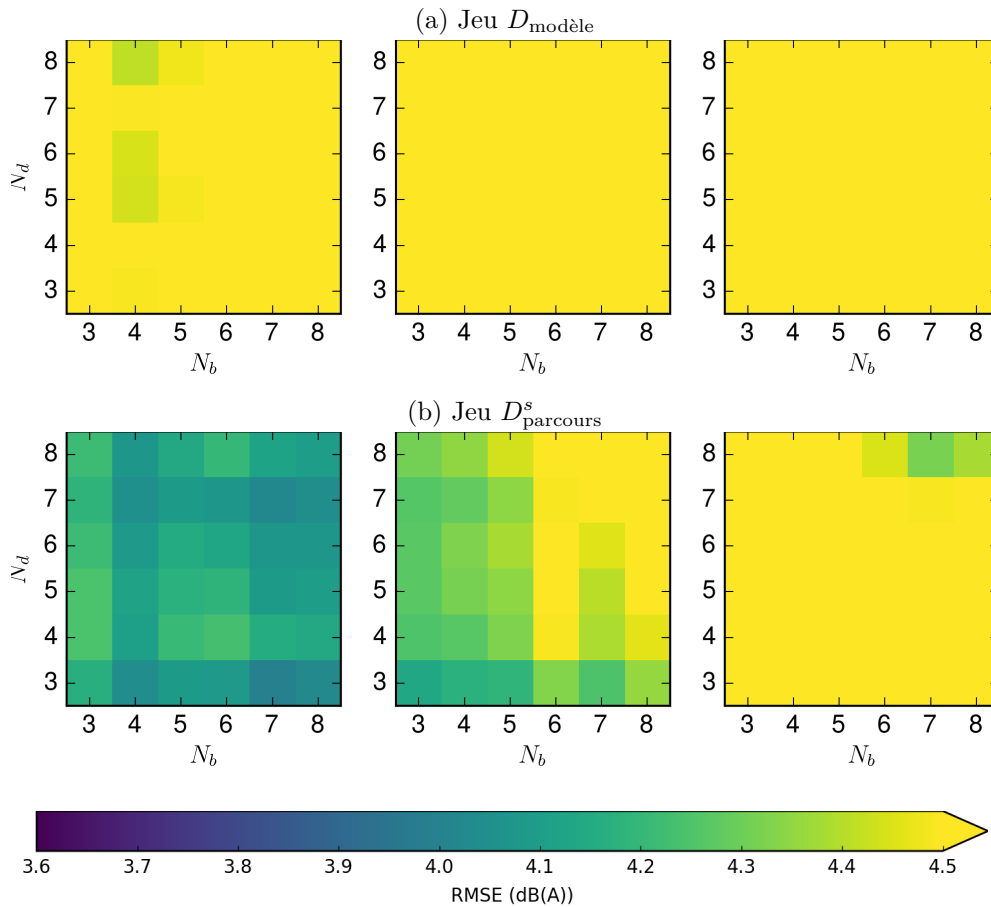
Les tendances exposées sur ces exemples se généralisent aux différentes valeurs de α , sauf lorsque le paramètre s'approche de 1. Dans ce cas, les scores d'analyses sont systématiquement moins bons que les scores d'ébauche pour les niveaux L_{evening} et L_{night} . Les valeurs minimales de RMSE sont atteintes avec le jeu de données D_{parcours}^s . Nous présentons en figure V.15 les RMSE pour les jeux de données $D_{\text{modèle}}$ et D_{parcours}^s ,

FIGURE V.14. – RMSE de $\mathbf{x}^a - \mathbf{s}$, $\alpha = 0.01$.Niveaux L_{day} , L_{evening} et L_{night} de gauche à droite.

c'est-à-dire respectivement le plus fourni (et potentiellement le plus imprécis), et le moins fourni (et potentiellement le plus précis) des jeux disponibles. On constate que pour le jeu $D_{\text{modèle}}$, presque toutes les RMSE sont supérieures à 4.5 dB(A). Une légère amélioration est atteinte pour le niveau L_{day} pour certains paramètres. On remarque une amélioration relative du score du niveau L_{evening} pour les valeurs les plus faibles de N_d et N_b , contrairement à la tendance observée précédemment. Il est possible que cette amélioration soit imputable aux larges erreurs commises autour des axes secondaires, comme on l'a précédemment observé en section V.3.1.1, lorsque le nombre de catégories est trop élevé au regard du nombre d'observations disponibles.

Les erreurs commises à chaque station, pour le jeu de données D_{parcours} , et les paramètres $N_b = 8$, $N_d = 5$, $\alpha = 0.01$, sont représentées figure V.16. On constate en certains lieux très rapprochés des erreurs de signe opposé, comme par exemple à la place de la Nation, où les niveaux sont majoritairement surestimés (dont deux erreurs importantes égales à 8.3 dB(A) et 9.4 dB(A)), mais une des erreurs est égale à -2.6 dB(A), ce qui traduit une hétérogénéité importante du champ acoustique en ces lieux.

La station présentant la sous-estimation la plus importante (-13.3 dB(A)) est la station «4-6 rue Coriolis, Paris 12», placée à proximité des rails de la gare de Lyon.

FIGURE V.15. – RMSE de $\mathbf{x}^a - \mathbf{s}$, $\alpha = 1$.Niveaux L_{day} , L_{evening} et L_{night} de gauche à droite.

La carte d'ébauche ne prenant pas en compte le trafic ferroviaire, on conçoit cet écart important. La station présentant la surestimation la plus importante (12.4 dB(A)), est la station «Voie Georges Pompidou, Paris 4» située sur les voies sur berges, qui ont été fermées à la circulation automobile depuis la génération de la carte de simulation. Les erreurs d'ébauche respectives sont de -15.2 dB(A) et 12.9 dB(A), l'analyse a donc permis une légère amélioration dans les deux sens. Plus généralement, la distribution des erreurs *a priori* a une moyenne de -0.1 dB(A) et un écart type de 4.1 dB(A), et la distribution des erreurs *a posteriori* a une moyenne de -0.2 dB(A), et un écart type de 3.7 dB(A). Ces distributions sont présentées en figure V.17. Les améliorations sont donc modestes, mais demeurent encourageantes étant donné les difficultés inhérentes au traitement des données acquises dans un contexte inconnu, et ouvrent la voie à des perspectives que nous exposons dans la section suivante.

V.3.3. Perspectives

La méthode proposée fournit une mise à jour des cartes d'ébauches qui saisit l'hétérogénéité du champ acoustique et sa nature à travers l'établissement d'un modèle d'erreur

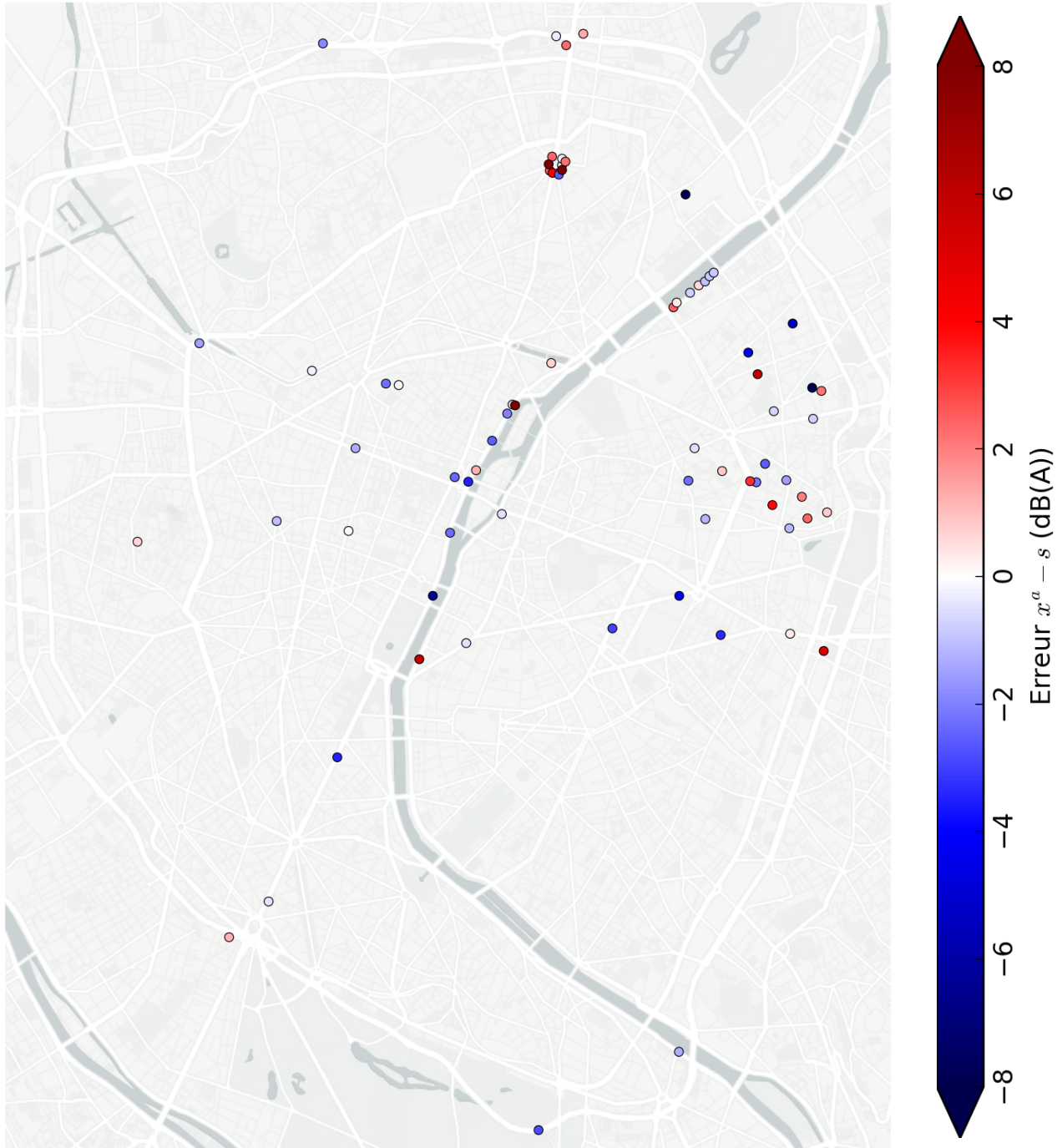


FIGURE V.16. – Erreurs $x^a - s$ aux stations *Rumeur*, période L_{day} .
Jeu de données $D_{parcours}$, $N_b = 8$, $N_d = 5$, $\alpha = 0.01$.

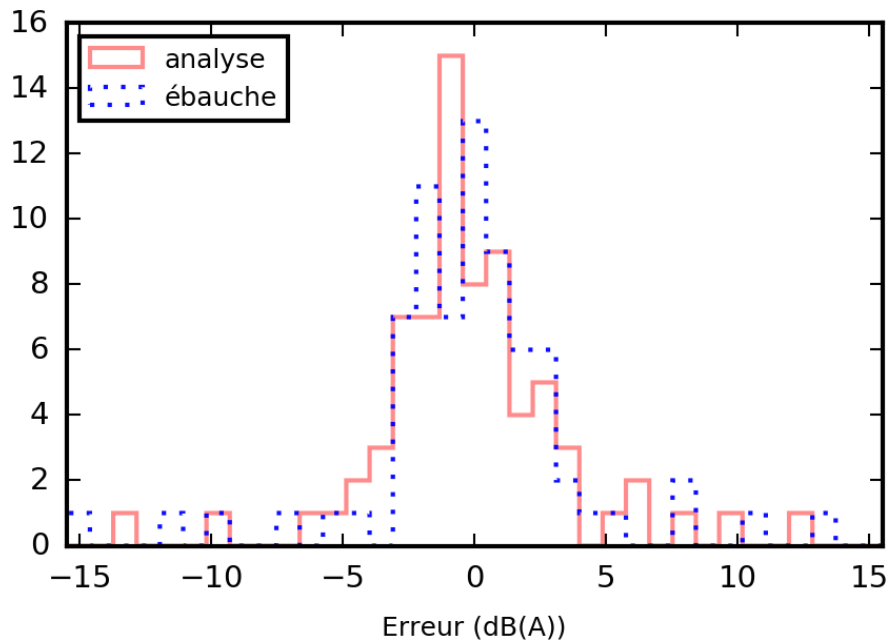


FIGURE V.17. – Histogrammes des erreurs quadratiques de l'ébauche contre rumeur $\mathbf{x}^b - \mathbf{s}$ en pointillés bleu, et des erreurs quadratiques de l'analyse contre rumeur $\mathbf{x}^a - \mathbf{s}$ en trait plein orange.

par catégories. Cependant, le nombre de paramètres à considérer et leur réglage restent perfectibles.

Par exemple, la valeur attribuée à σ_b^2 est estimée en se basant sur les écarts entre les valeurs d'ébauche et les valeurs mesurées par le réseau *Rumeur*, durant l'heure ou la période à laquelle une carte est produite. Il serait intéressant de pouvoir estimer une valeur $\sigma_b(C)$ qui dépende également de la catégorie considérée. Cependant, à mesure que le nombre de catégories augmente, le nombre de stations *Rumeur* appartenant à chacune des catégories diminue, et il devient impossible d'établir une statistique pour $\sigma_b(C)$. De la même manière, il serait certainement profitable qu' α puisse dépendre de la catégorie considérée, car la nature des erreurs d'ébauche est étroitement liée à la nature des sources et donc aux données topographiques et aux valeurs d'ébauche associées.

On aimerait dans l'idéal pouvoir diviser les données en des catégories de plus en plus fines, mais certaines catégories sont déjà peu observées avec les paramètres employés, la correction associée est alors mince voire nulle si aucune observation n'est disponible. Il serait donc avantageux d'adapter la méthode afin de développer un modèle continu pour f_b , dont les paramètres pourraient être appris à l'aide des observations.

Dans cette perspective, on peut également envisager de nouveaux paramètres dans la construction de f_b :

- La catégorisation temporelle peut être affinée en un paramètre décrivant par exemple l'heure de la journée.
- De nouvelles caractéristiques urbaines peuvent être considérées :
 - La distance à la n^{e} rue la plus proche. Ce paramètre est difficilement intégrable dans une méthode par catégorisation, car la prise en compte ne serait-ce que de

la 2^e rue la plus proche entraînerait par exemple la création d'une subdivision en 3^3 sous-catégories (correspondant aux couples possibles pour les 1^{re} et 2^e rues les plus proches parmi les trois classes de voies automobiles) selon ce critère. On conçoit pourtant aisément qu'un point \mathbf{X}_1 équidistant de deux rues de classe tertiaire est dans une situation potentiellement très différente de celle d'un point \mathbf{X}_2 dont la rue la plus proche est de classe tertiaire, et la deuxième rue la plus proche (à quelques mètres près) est de classe primaire.

- La distance d'un point \mathbf{X} à un élément urbain autre que la chaussée : une rue piétonne, un jardin public, un cours d'eau, etc.
- Les propriétés de la voie de circulation la plus proche : le nombre de voies, la vitesse maximale autorisée, etc. Il n'est pas toujours aisé de se procurer de telles informations, mais leur méconnaissance ou des hypothèses trop réductrices sont probablement à l'origine de certaines erreurs d'ébauche.

VI. Conclusions

VI.1. Bilan de la thèse

Dans cette thèse, nous nous sommes intéressés à l'évaluation de la pollution sonore en milieu urbain, à l'aide de méthodes d'assimilation de données permettant de fusionner des simulations numériques avec des données d'observation acquises via téléphones mobiles.

L'application mobile *Ambiciti*, développée par l'Inria, en partenariat avec la PME NUMTECH, vise à suivre l'exposition individuelle et collective à la pollution sonore et à la pollution de l'air. L'exposition à la pollution sonore est estimée à partir d'enregistrements réguliers effectués à l'aide du microphone du téléphone. La possibilité d'effectuer des sessions de mesures intensives à l'aide du mode «parcours» et l'adoption de l'application par un grand nombre d'utilisateurs nous ont permis de récolter une base de données d'observation significative. En nous appuyant sur ce corpus de données, nous avons produit une analyse de l'exposition des utilisateurs en fonction de différents paramètres contextuels dans le chapitre II.

La qualité des observations est un point primordial pour l'assimilation des données mobiles. Une étude des biais et incertitudes qui leur sont associées, en fonction des conditions d'acquisition, a été menée au chapitre III. Cette étude a débouché sur la proposition d'une méthode d'étalonnage des téléphones, ingrédient essentiel en vue de l'exploitation des données récoltées via la mesure participative.

Nous avons développé dans le chapitre IV une méthode d'assimilation de données permettant la correction de cartes de bruit à l'échelle du quartier, basée sur l'estimateur BLUE. Cette méthode s'appuie sur l'identification de corrélations spatiales entre les erreurs de simulation, et d'une description de l'erreur d'observation décomposée en une erreur instrumentale et différentes erreurs de représentativité. Une telle modélisation offre une correction spatialisée de la carte d'ébauche qui est fonction de l'incertitude relative des sources d'information, et des corrélations spatiales identifiées dans l'erreur d'ébauche. Les erreurs quadratiques des cartes sont significativement réduites après analyse. Cette méthode a été mise à profit à travers la génération de cartes de bruit intégrant des observations issues de sessions de mesures participatives menées avec l'aide d'associations et de citoyens concernés par les pollutions environnementales.

Le dernier chapitre de ce manuscrit était consacré à l'assimilation de données mobiles à l'échelle de la ville. Après la mise en place d'un banc de filtres visant à ne conserver que les observations suffisamment précises et représentatives, nous avons présenté le développement d'un modèle d'erreur d'ébauche, basé sur une catégorisation des données d'ébauche et d'observation. L'erreur d'ébauche a été estimée pour chacune des catégories, en se basant sur les écarts entre les observations et les niveaux d'ébauche associés, les estimations des variances d'erreurs correspondant à chaque source d'information, et la taille de la catégorie étudiée. Une évaluation basée sur les données du réseau de

surveillance *Rumeur*, a permis de mettre en avant la diminution de l'erreur quadratique pour les trois niveaux L_{day} , L_{evening} et L_{night} .

VI.2. Perspectives

En continuité de ces travaux de thèse, on peut dégager plusieurs axes de perspectives.

Concernant la méthode d'assimilation de données «locale» présentée au chapitre IV, il sera profitable d'approfondir l'étude des corrélations qui peuvent exister entre les erreurs d'observations. Celles-ci ont été négligées dans notre étude, et leur estimation pourrait permettre d'améliorer la cohérence des statistiques d'erreurs modélisées avec les innovations.

La paramétrisation de l'erreur modèle employée dans la méthode d'assimilation «globale» pourra être revue et augmentée, en ayant recours à une catégorisation plus fine ou, idéalement, sous une forme continue.

Une question d'optimisation intéressante qui peut être formulée à chacune de ces deux échelles est la suivante : étant donné un nombre d'observations potentielles à effectuer en plus d'un jeu d'observations déjà disponible, quelles seraient les positions de ces observations supplémentaires qui permettraient de réduire au maximum l'erreur d'analyse ?

L'assimilation de données acoustiques peut être envisagée dans le cadre de problèmes inverses visant à l'amélioration des modèles de simulation. Par exemple, le projet ANR **CENSE**, porté par l'Ifsttar s'appuie sur l'exploitation d'un réseau dense de stations fixes, et projette d'estimer les incertitudes associées aux sorties des modèles à travers des méthodes de quantification d'incertitude.

A. Annexe : protocole pour la mesure participative

Nous reproduisons ci-après des exemples de protocole et dépliant proposés aux participants des sessions de mesures participatives de type « parcours ».

L'application *Ambiciti*¹ permet de suivre l'exposition individuelle et collective aux pollutions environnementales. Ce document décrit une des fonctionnalités de l'application : la mesure intensive du bruit avec le mode « parcours ». L'objectif du document est d'expliquer comment des parcours peuvent être préparés, exécutés et analysés par un ou plusieurs utilisateurs.

A.1. Brève description du mode « parcours »

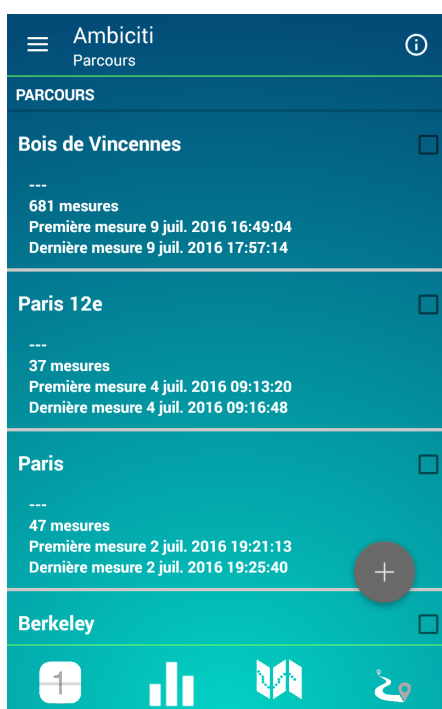
Le mode « parcours », accessible dans l'application par le bouton en bas à droite, permet d'effectuer des mesures de bruit avec une fréquence élevée, en utilisant le microphone du téléphone. Plusieurs utilisateurs peuvent rassembler leurs parcours sous une même étiquette, afin de partager leurs mesures. Les mesures peuvent être consultées sur l'application ou sur le site <http://www.ambiciti.mobi/>. Il est possible de les exporter dans un fichier CSV pour des traitements plus approfondis. En concertation avec l'équipe *Ambiciti*, il est aussi possible de demander, à l'issue d'un parcours, un rapport automatique sur la zone concernée, contenant un bilan statistique des mesures et une cartographie du bruit.

A.2. Configuration

Il est possible de créer autant de parcours que souhaité (figure A.1). Chaque parcours est paramétrable : nom, description, fréquence des mesures, périmètre de partage des données. L'utilisateur peut créer autant de parcours qu'il le souhaite, et un parcours peut être utilisé à plusieurs occasions, par exemple lors d'un trajet effectué fréquemment. Les mesures peuvent être effectuées manuellement ou automatiquement avec une durée et une fréquence laissées au choix de l'utilisateur.

Étiquettes À la création d'un parcours, il est possible d'attribuer une ou plusieurs étiquettes à celui-ci (figure A.2a). Une étiquette permet notamment de partager ses mesures au sein d'un groupe d'utilisateurs. En effet, si des utilisateurs souhaitent partager entre eux des données de parcours, il leur suffit de se mettre d'accord sur une étiquette commune, et d'attribuer cette étiquette aux parcours dont ils souhaitent partager les

1. Précédemment nommée SoundCity.



(a) Liste des parcours

(b) Configuration d'un nouveau parcours

FIGURE A.1. – Création d'un parcours : l'ajout d'un parcours se fait en appuyant sur le bouton « + » de l'écran A.1a, et en remplissant le formulaire de création A.1b.

données. Attention, toute personne ayant connaissance de cette étiquette pourra accéder aux mesures.

Durée et fréquence des mesures Par défaut, des mesures d'une durée de 5 secondes sont effectuées en continu. La durée et la fréquence des mesures peuvent être changées (figure A.2b). La fréquence des mesures est déterminée par la période d'échantillonnage, c'est-à-dire le temps s'écoulant entre le début de deux mesures consécutives. Par exemple, supposons que la durée de mesure reste de 5 secondes. En choisissant la période d'échantillonnage « 2x », soit 10 secondes entre chaque début de mesure, l'application effectuera une mesure de 5 secondes, s'arrêtera pendant 5 secondes, avant d'effectuer une nouvelle mesure de 5 secondes, etc.

A.3. Étalonnage

Pour qu'un téléphone effectue une mesure correcte, il faut lui retirer un biais de mesure, c'est-à-dire un écart constaté entre la mesure du téléphone et le niveau sonore réel. En pratique, on constate généralement que ce biais est le même à toutes les intensités sonores.

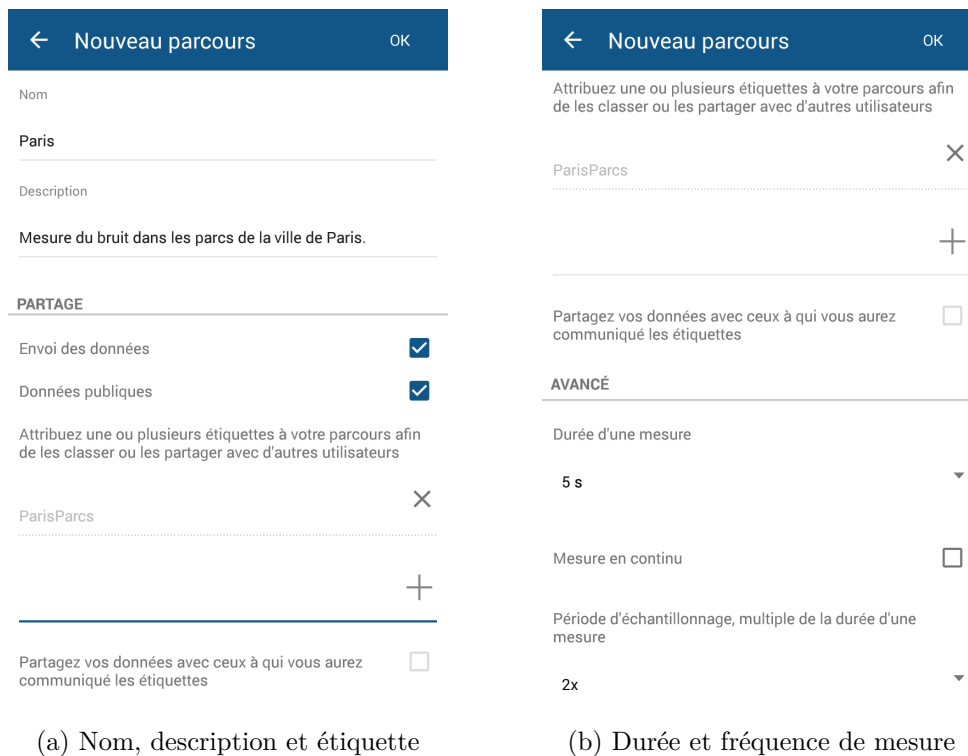
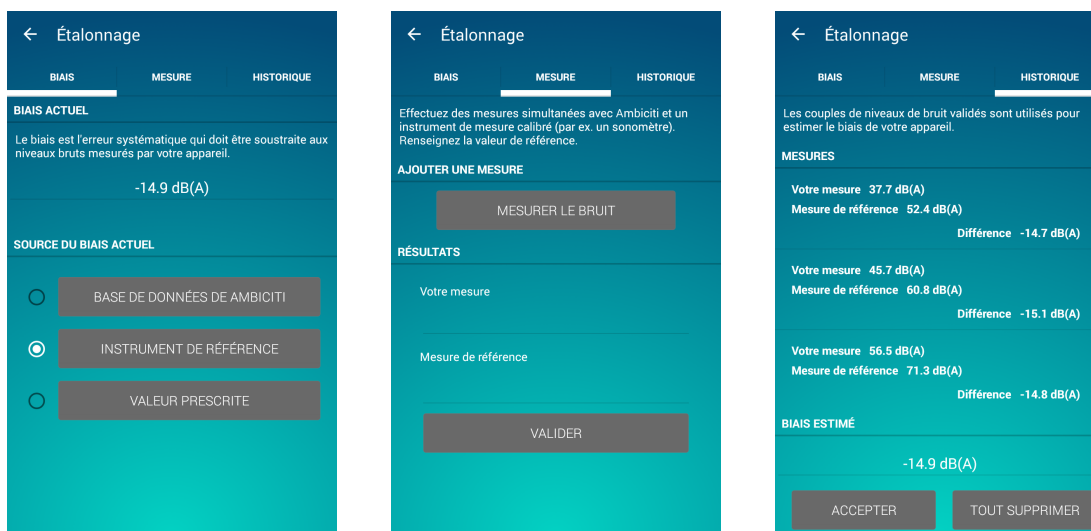


FIGURE A.2. – Configuration d’un parcours : choix du nom, de la description et des étiquettes A.2a, et choix de la durée et de la fréquence de mesure A.2b.

Étalonnage avec sonomètre Pour connaître ce biais, l’idéal est d’effectuer des mesures avec le téléphone et un sonomètre, dans la page d’Ambiciti dédiée (figure A.3, accessible depuis le menu).

On utilise des enceintes pour émettre à différentes intensités sonores un bruit rose, censé représenter un bruit extérieur complexe. Le dispositif est montré à la figure A.4. Le bruit rose est disponible à l’adresse http://tiny.cc/ambiciti-pink_noise sous la forme d’un fichier WAV. Le sonomètre et le téléphone sont tous les deux placés en face des enceintes, pour être exposés au même bruit. Le téléphone est tenu à plat. Le haut du téléphone doit être placé au même niveau que le microphone du sonomètre. Le téléphone est tenu dans le sens naturel, c’est-à-dire que le haut du téléphone pointe vers les enceintes et le bas du téléphone vers la personne qui le tient lors de l’étalonnage. Le microphone principal du téléphone, placé en bas du téléphone, ne doit donc pas être orienté vers les enceintes. Ce choix est fait pour s’approcher des conditions réelles d’utilisation du téléphone.

Des mesures doivent être effectuées dans une plage de variation compatible avec les capacités de mesure du téléphone, par exemple entre 45 dB(A) et 75 dB(A). Il est conseillé d’effectuer au moins trois mesures, à trois intensités différentes. Si l’écart entre le sonomètre et le téléphone est le même à toutes les intensités, à ± 1 dB(A), l’étalonnage peut être validé. Sinon, plus de mesures sont sûrement nécessaires pour trouver le biais, c’est-à-dire l’écart moyen entre le niveau de bruit mesuré par le téléphone et le véritable niveau.



(a) Sélection de la source de biais

(b) Interface de mesure

(c) Liste des mesures validées

FIGURE A.3. – Écrans de l'étalonnage : page de sélection de la source du biais A.3a, mesure avec le téléphone et entrée de la valeur de référence A.3b et liste des couples de mesure téléphone/sonomètre A.3c. Pour effectuer un étalonnage avec un instrument de référence, il faut se placer dans la page A.3b et y effectuer des mesures. Entre deux mesures, il est possible de consulter la liste des mesures déjà effectuées, sur la page A.3c. Lorsque le biais est bien estimé, il faut « accepter » celui-ci dans cette même page A.3c. De retour à l'écran A.3a, le nouveau biais doit être affiché en haut, et la source « instrument de référence » doit être sélectionnée.

Étalonnage par défaut En l'absence de sonomètre, avec l'option « base de données d'Ambiciti » (cf. figure A.3a), *Ambiciti* propose une correction du biais par défaut pour un grand nombre de modèles de téléphone. Cette correction est déduite d'étalonnages de téléphones du même modèle. Il est recommandé de vérifier les niveaux de mesure effectués avec cette correction. Il arrive en effet qu'un téléphone n'ait pas le même biais que les autres téléphones du même modèle. Une comparaison peut être effectuée avec un autre téléphone étalonné (voir ci-dessous).

Étalonnage à partir d'un téléphone déjà étalonné Si un téléphone a déjà été étalonné, il peut servir de référence pour étalonner d'autres téléphones. Cette procédure est moins précise qu'un étalonnage avec sonomètre, mais peut donner de bons résultats à condition de ne pas sortir de la plage de mesure du téléphone déjà étalonné—dans le doute, éviter de sortir de la plage 45 dB(A) à 75 dB(A).

A.4. Préparation et déroulement d'un parcours

Avant d'effectuer un parcours, voici quelques points à communiquer aux participants.



FIGURE A.4. – Dispositif d'étalonnage avec un sonomètre (premier plan) en face d'enceintes. Les enceintes sont utilisées pour gérer un bruit rose à différentes intensités sonores.

1. Il est recommandé que tous les participants entrent une même étiquette, imposée par l'organisateur du parcours. Attention à l'exactitude de l'étiquette : ne pas ajouter ou retirer de majuscule ou d'espace. Si les mesures ne doivent pas être publiques, mettre une étiquette suffisamment longue pour qu'aucun tiers ne puisse la deviner.
2. Lors du parcours, le téléphone peut être tenu naturellement, sans obstruer le microphone.
3. Sous Android, il est conseillé de choisir le mode « haute précision » de la localisation. Le choix du mode de localisation est demandé par *Ambiciti* à l'entrée dans le mode « parcours ».
4. Les participants pourront éventuellement discuter entre eux, mais en éloignant le téléphone, par exemple à côté de leur hanche, en tendant le bras vers le bas.
5. Sous Android, il est recommandé de conserver l'écran allumé. En effet, sur la plupart des téléphones Android, éteindre l'écran interrompt aussi la géolocalisation. En pratique, avant le parcours, il est commode de changer les paramètres Android pour imposer une veille après 30 minutes d'inactivité (au lieu de 30 secondes ou 1 minute).

6. Le vent peut fausser les mesures. Il peut être judicieux de protéger le téléphone (ou au moins son microphone principal, situé en bas de l'appareil) en cas de vent fort, ou d'effectuer une pause dans les mesures (voir ci-dessous).
7. À tout moment, il est possible d'effectuer une pause dans le parcours à l'aide du bouton « arrêt ». Pour reprendre la mesure automatique, il suffit d'appuyer de nouveau sur « démarrage ».
8. Il est possible de supprimer une mauvaise mesure, soit depuis la liste du mode « parcours », soit depuis la carte du mode « parcours ».
9. Si un utilisateur reçoit un appel téléphonique pendant le parcours, la mesure automatique est arrêtée. Il faut alors la relancer pour continuer le parcours, en appuyant de nouveau sur « démarrage ».
10. Si les participants souhaitent partager leurs données de parcours, ils doivent les envoyer à la fin du parcours ou avant de manquer de batterie. Ceci est essentiel si un rapport automatique des parcours est demandé (voir ci-dessous).

L'organisateur d'un parcours pourra éventuellement contacter l'équipe *Ambiciti* en amont. Selon sa disponibilité, l'équipe pourra accueillir à Paris l'organisateur et d'éventuels participants pour un étalonnage de leurs téléphones. L'équipe pourra aussi mettre en place la génération automatique d'un rapport de parcours, que les participants pourront télécharger en format PDF à la fin du parcours. Ce rapport rassemble des statistiques des parcours et peut aussi inclure une carte de bruit simulée et une carte de bruit améliorée par la combinaison de la simulation et des observations des participants. Un exemple d'un tel rapport, généré suite à un parcours autour de la place de la République, est disponible à l'adresse <http://tiny.cc/fes16samedi>.

A.5. Exploitation des mesures

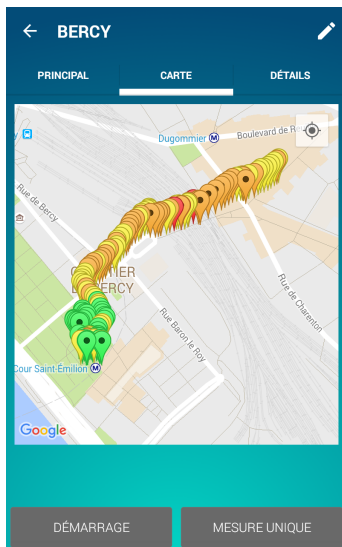
Visualisation Les données sont visibles dans l'application. Si elles sont envoyées au serveur, elles sont aussi visibles sur le site <http://www.ambiciti.mobi/>. Cf. figure A.5.

Export Les données mesurées et leurs positions peuvent être exportées dans un fichier CSV depuis l'application. Il suffit de sélectionner un (ou plusieurs) parcours dans la liste des parcours.

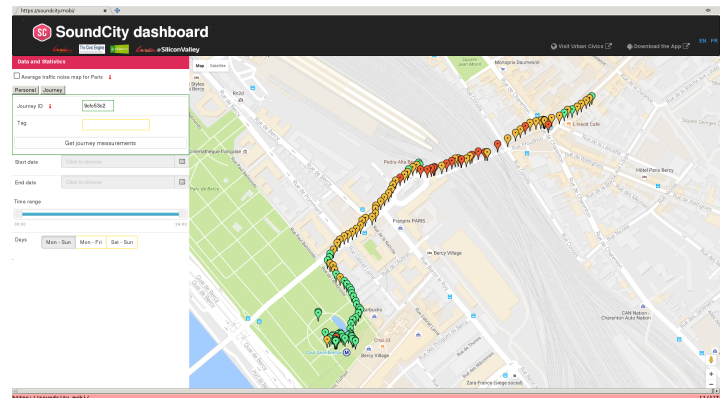
Rapport automatique Un rapport automatique peut être généré à la fin du parcours, automatiquement, mais à condition que l'équipe *Ambiciti* ait mis en place les calculs nécessaires sur la zone visée. Voici un exemple de rapport automatique, généré après un parcours autour de la place de la République à Paris : <http://tiny.cc/fes16samedi>

A.6. Restitution d'un parcours et informations sur la pollution sonore

À la fin d'un parcours, un organisateur peut commenter les parcours individuels. Le téléphone permet de bien différencier les différents lieux d'exposition au bruit, en particulier en ville où les niveaux sont élevés. Il est intéressant de comparer les mesures des



(a) Données de parcours dans l'application



(b) Données de parcours sur <http://ambiciti.mobi>

FIGURE A.5. – Visualisation des mesures dans l'application et sur le site <http://ambiciti.mobi>.

différents participants. Il doit y avoir une bonne cohérence entre les mesures collectées par les différents téléphones.

Il est souvent utile d'informer les participants sur la pollution sonore. L'exposition au bruit peut causer des problèmes de santé. L'exposition répétée à des niveaux de bruit élevés peut conduire à des pertes d'audition. L'exposition à des niveaux de bruit plus faibles, mais subis quotidiennement par certains, peut provoquer du stress dans l'organisme, des problèmes de sommeil, des problèmes de concentration, et potentiellement des problèmes cardiaques à terme.

L'organisation mondiale de la santé (OMS) recommande depuis 1999 que les niveaux de bruit extérieur ne dépassent pas 50 dB(A) en moyenne le jour. Depuis 2011, l'OMS recommande un maximum de 40 dB(A) en moyenne la nuit, toujours en extérieur.

Pour plus d'informations, et notamment des repères sur les niveaux de bruit de certaines sources, il est conseillé de consulter ce livret écrit par [Acoucité](#) et le [Grand Lyon](#) :

http://www.acoucité.org/IMG/pdf/livret_bruit_2009.pdf

A.7. Contact

Pour toute question, s'adresser à info@ambiciti.io.

B. Annexe : traitement du signal audio

Nous présentons dans cette annexe quelques éléments de traitement du signal employés au cours du manuscrit.

B.1. Bruits aléatoires

Lors d'expériences acoustiques, on a souvent recours à la génération de signaux aléatoires, afin de modéliser de manière simple et reproductible une source ou situation particulière. De tels signaux sont caractérisés par leur contenu fréquentiel, et plus particulièrement leur densité spectrale de puissance. Soit un signal $p(t)$, on définit sa densité spectrale de puissance $S(\nu)$ comme le carré du module de son spectre :

$$S(\nu) = |\mathcal{F}[p](\nu)|^2, \quad (\text{B.1})$$

où $\mathcal{F}[\cdot]$ désigne l'opérateur de transformation de Fourier, défini sur l'ensemble des fonctions intégrables, qui à une fonction p associe sa transformée de Fourier \hat{p} , définie par :

$$\mathcal{F}[p] : \nu \mapsto \hat{p}(\nu) = \int_{-\infty}^{+\infty} p(t) e^{-i2\pi\nu t} dt. \quad (\text{B.2})$$

La densité spectrale de puissance représente la répartition fréquentielle de la puissance d'un signal suivant les fréquences qui le composent. On mesure ainsi l'énergie contenue dans une bande de fréquence $[\nu_1 ; \nu_2]$ en intégrant la densité spectrale de puissance sur l'intervalle correspondant :

$$E_{\nu_1, \nu_2} = \int_{\nu_1}^{\nu_2} S(\nu) d\nu.$$

B.1.1. Bruit blanc

Il existe plusieurs acceptions du terme «bruit blanc». La plus générale désigne un signal de densité spectrale de puissance constante, donc décorrélé en temps. Ce modèle n'est pas physiquement réalisable, mais est une approximation théorique utile lorsque le bruit considéré est large-bande en comparaison du spectre du signal d'intérêt. L'utilisation d'un bruit blanc en entrée d'un filtre adapté permet également la reconstitution de signaux complexes (par exemple en téléphonie).

B.1.2. Bruit rose

Un bruit rose est un signal dont la densité spectrale de puissance est inversement proportionnelle à la fréquence :

$$S(\nu) = \frac{1}{\nu}. \quad (\text{B.3})$$

Ce type de bruit a la propriété de contenir une quantité d'énergie constante pour tout intervalle de fréquence du type $[\nu_1; \alpha\nu_1]$, où α est un réel fixé. En particulier, les intervalles $[\nu_1; 2\nu_1]$ et $[2\nu_1; 4\nu_1]$ contiennent la même quantité d'énergie, on dit que le bruit rose possède une énergie constante par *bande d'octave*.

Le bruit rose est généralement employé pour modéliser un bruit de fond acoustique réaliste, tel que l'on pourrait en rencontrer en milieu urbain par exemple.

B.1.3. Bruit à bande étroite

Un bruit à bande étroite n'a pas de définition formelle, mais désigne généralement un bruit dont le support de la densité spectrale de puissance est borné, généralement étroit, et où $S(\nu)$ est à peu près constante.

Ce type de signal permet notamment d'évaluer la réponse d'un système acoustique sur une bande de fréquences restreinte. L'ensemble des fréquences d'intérêt peut par exemple être divisé en bandes d'octave, pour chacune desquelles un bruit à bande étroite est généré.

B.2. Filtrés fréquentiels

Afin d'appliquer une pondération aux signaux acoustiques dans le but de rendre compte de la sensibilité du système auditif (voir section I.2.2), on emploie des filtres fréquentiels. Ceux-ci sont naturellement définis dans le domaine fréquentiel de la manière suivante :

$$\hat{p}_f(\nu) = \hat{p}(\nu)H(\nu), \quad (\text{B.4})$$

où \hat{p}_f désigne le spectre du signal filtré, \hat{p} , le spectre du signal non filtré, et H la réponse fréquentielle du filtre considéré.

En pratique, l'application d'un filtre numérique est coûteuse dans le domaine fréquentiel, et il est préférable de l'appliquer dans le domaine temporel :

$$p_f(t) = p(t) * h(t), \quad (\text{B.5})$$

où p_f désigne le signal filtré dans le domaine temporel, h la réponse impulsionnelle du filtre considéré, et $*$ l'opérateur du produit de convolution.

Ce produit de convolution est généralement mis en œuvre à l'aide d'un filtre agissant sur une représentation discrète $p[n]$ du signal. On note

$$H(z) = \frac{B(z)}{A(z)} = \frac{\sum_{i=0}^M b_i z^{-i}}{\sum_{i=0}^L a_i z^{-i}}, \quad (\text{B.6})$$

où $H(z)$, $B(z)$ et $A(z)$ sont les transformées en z de la réponse impulsionnelle et des coefficients du filtre analogique correspondant.

Une équation aux différences dans le domaine temporel, obtenue à partir de cette

représentation, permet de calculer les valeur de p_f au cours du temps :

$$\begin{aligned}
 H(z) &= \frac{B(z)}{A(z)} = \frac{\hat{p}_f(z)}{\hat{p}(z)} \\
 \frac{\sum_{i=0}^M b_i z^{-i}}{\sum_{i=0}^L a_i z^{-i}} &= \frac{\hat{p}_f(z)}{\hat{p}(z)} \\
 \hat{p}_f(z) \times \sum_{i=0}^L a_i z^{-i} &= \hat{p}(z) \times \sum_{i=0}^M b_i z^{-i} \\
 p_f[n] &= - \sum_{i=1}^L a_i y[n-i] + \sum_{i=0}^M b_i x[n-i]
 \end{aligned}$$

Les coefficients du filtre dépendent de la conception du filtre, et de la fréquence d'échantillonnage choisie pour la discrétisation des signaux. Par exemple, pour une fréquence d'échantillonnage de $\nu_s = 44\,150$ Hz, les coefficients d'un filtre appliquant une pondération A à un signal sont les suivants :

$$\begin{aligned}
 A &= [1.0000, -4.0196, 6.1894, -4.4532, 1.4208, -0.1418, 0.0044] \\
 B &= [0.2557, -0.5115, -0.2557, 1.0230, -0.2557, -0.5115, 0.2557]
 \end{aligned}$$

Bibliographie

- ABBALÉA, François, Savine ANDRY et al. (2009). *Road Noise Prediction, 2—Noise Propagation Computation Method Including Meteorological Effects (NMPB 2008)*. Sétra.
- ARLOT, Sylvain et Alain CELISSE (2011). « Segmentation of the mean of heteroscedastic data via cross-validation ». In : *Statistics and Computing* 21.4, p. 613–632. ISSN : 1573-1375. DOI : [10.1007/s11222-010-9196-x](https://doi.org/10.1007/s11222-010-9196-x). URL : <https://doi.org/10.1007/s11222-010-9196-x>.
- ASPURU, Itziar, Igone GARCÍA, Karmele HERRANZ et Alvaro SANTANDER (2016). « CITI-SENSE : methods and tools for empowering citizens to observe acoustic comfort in outdoor public spaces ». In : *Noise Mapp* 3.1, p. 37–48. DOI : [10.1515/noise-2016-0003](https://doi.org/10.1515/noise-2016-0003).
- AUMOND, Pierre, Catherine LAVANDIER et al. (2017). « A study of the accuracy of mobile technology for measuring urban noise pollution in large scale participatory sensing campaigns ». In : *Applied Acoustics* 117, p. 219–226.
- BERGLUND, Birgitta, Thomas LINDVALL, Dietrich H SCHWELA et al. (1999). *Guidelines for community noise*. World Health Organization Europe.
- BERGTHÖRSSON, Páll et Bo R DÖÖS (1955). « Numerical weather map analysis ». In : *Tellus* 7.3, p. 329–340.
- BESNARD, François, Jean-François HAMET et al. (2009). *Road Noise Prediction, 1—Calculating sound emissions from road traffic (NMPB 2008)*. Sétra.
- BIRANT, Derya et Alp KUT (2007). « ST-DBSCAN : An algorithm for clustering spatial-temporal data ». In : *Data & Knowledge Engineering* 60.1, p. 208–221.
- BOUTTIER, F. et P. COURTIER (1999). *Data assimilation concepts and methods*. Meteorological training course lecture series. ECMWF.
- BRENT, Richard P (1973). *Algorithms for minimization without derivatives*. Courier Corporation.
- BROCOLINI, Laurent, Catherine LAVANDIER, Mathias QUOY et Carlos RIBEIRO (2013). « Measurements of acoustic environments for urban soundscapes : Choice of homogeneous periods, optimization of durations, and selection of indicators ». In : *The Journal of the Acoustical Society of America* 134.1, p. 813–821.
- CAN, Arnaud, Luc DEKONINCK et Dick BOTTELDOOREN (2014). « Measurement network for urban noise assessment : Comparison of mobile measurements and spatial interpolation approaches ». In : *Applied Acoustics* 83, p. 32–39.
- CEAC (1997). *Doc 29 : Report on Standard Method of Computing Noise Contours around Civil Airports*. Rapp. tech. CEAC, ECAC.
- COHN, Stephen E (1997). « An Introduction to Estimation Theory ». In : *Journal of the Meteorological Society of Japan. Ser. II ("Special Issue" Data Assimilation in Meteorology and Oceanography : Theory and Practice)* 75.1B, p. 257–288.

- CUI, Youjing et Shuzhi Sam GE (2003). « Autonomous vehicle positioning with GPS in urban canyon environments ». In : *IEEE Transactions on Robotics and Automation* 19.1, p. 15–25. ISSN : 1042-296X. DOI : [10.1109/TRA.2002.807557](https://doi.org/10.1109/TRA.2002.807557).
- DALEY, Roger (1993). *Atmospheric data analysis*. 2. Cambridge university press.
- DAMIANI, Maria Luisa, Hamza ISSA et Francesca CAGNACCI (2014). « Extracting Stay Regions with Uncertain Boundaries from GPS Trajectories : A Case Study in Animal Ecology ». In : *Proceedings of the 22Nd ACM SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems*. SIGSPATIAL '14. Dallas, Texas : ACM, p. 253–262. ISBN : 978-1-4503-3131-9. DOI : [10.1145/2666310.2666417](https://doi.org/10.1145/2666310.2666417). URL : <http://doi.acm.org/10.1145/2666310.2666417>.
- DE COENSEL, Bert, Kang SUN et al. (2015). « Dynamic noise mapping based on fixed and mobile sound measurements ». In : *10th European Congress and Exposition on Noise Control Engineering (Euronoise 2015)*, p. 2339–2344.
- DESROZIERS, G., L. BERRE, B. CHAPNIK et P. POLI (2005). « Diagnosis of observation, background and analysis-error statistics in observation space ». In : *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* 131.613, p. 3385–3396. ISSN : 1477-870X.
- D'HONDT, Ellie, Matthias STEVENS et An JACOBS (2013). « Participatory noise mapping works! An evaluation of participatory sensing as an alternative to standard techniques for environmental monitoring ». In : *Pervasive and Mobile Computing* 9.5, p. 681–694.
- ESTER, Martin, Hans-Peter KRIEGEL, Jörg SANDER et Xiaowei XU (1996). « A Density-based Algorithm for Discovering Clusters a Density-based Algorithm for Discovering Clusters in Large Spatial Databases with Noise ». In : *Proceedings of the Second International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. KDD'96. Portland, Oregon : AAAI Press, p. 226–231. URL : <http://dl.acm.org/citation.cfm?id=3001460.3001507>.
- EUROPEAN COMMISSION (2002). *Directive 2002/49/EC of the European Parliament and of the Council of 25 June 2002 relating to the assessment and management of environmental noise*. URL : <http://data.europa.eu/eli/dir/2002/49/oj>.
- EUROPEAN COMMISSION WORKING GROUP : ASSESSMENT OF EXPOSURE TO NOISE (WG-AEN) (2007). *Good Practice Guide for Strategic Noise Mapping and the Production of Associated Data on Noise Exposure*.
- EUROPEAN ENVIRONMENT AGENCY (2014). *Noise in Europe 2014*. DOI : [10.2800/763331](https://doi.org/10.2800/763331).
- FLETCHER, Harvey et WA MUNSON (1933). « Loudness, Its Definition, Measurement and Calculation ». In : *The Journal of the Acoustical Society of America* 5.2, p. 82–108.
- FORTIN, Nicolas, Erwan BOCHER et al. (2012). « An opensource tool to build urban noise maps in a GIS ». In : *Open Source Geospatial Research and Education Symposium (OGRS)*. YVERDON-LES-BAINS, Switzerland, 9p, cartes. URL : <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-00845701>.
- GEDDES, GKE (1968). « The assessment of noise in audio-frequency circuits ». In : *BBC research division Report. EL-17 UDC* 534.
- GELB, Arthur (1974). *Applied optimal estimation*. MIT press.

- GUILLAUME, Gwenaël, Arnaud CAN et al. (2016). « Noise mapping based on particulate measurements ». In : *Noise Mapp* 3, p. 140–156. DOI : [10.1515/noise-2016-0011](https://doi.org/10.1515/noise-2016-0011).
- GULLIVER, John, David MORLEY et al. (2015). « Development of an open-source road traffic noise model for exposure assessment ». In : *Environmental Modelling & Software* 74, p. 183–193.
- HACHEM, S., V. MALLET et al. (2015). « Monitoring Noise Pollution Using the Urban Civics Middleware ». In : *Big Data Computing Service and Applications (BigDataService), 2015 IEEE First International Conference on*. Piscataway, New Jersey, US : Institute of Electrical et Electronics Engineers, p. 52–61. DOI : [10.1109/BigDataService.2015.16](https://doi.org/10.1109/BigDataService.2015.16).
- HAVARD, Sabrina, Brian J REICH, Kathy BEAN et Basile CHAIX (2011). « Social inequalities in residential exposure to road traffic noise : An environmental justice analysis based on the RECORD Cohort Study ». In : *Occupational and Environmental Medicine* 68.5, p. 366–374. ISSN : 1351-0711. DOI : [10.1136/oem.2010.060640](https://doi.org/10.1136/oem.2010.060640). eprint : <http://oem.bmj.com/content/68/5/366.full.pdf>.
- HUBER, David Miles et Robert E RUNSTEIN (2013). *Modern recording techniques*. CRC Press.
- HURTLEY, Charlotte, éd. (2009). *Night noise guidelines for Europe*. OCLC : ocn475454508. Copenhagen, Denmark : World Health Organization Europe. ISBN : 978-92-890-4173-7.
- ISSARNY, Valerie, Vivien MALLET et al. (2016). « Dos and Don'ts in Mobile Phone Sensing Middleware : Learning from a Large-Scale Experiment ». In : *ACM/IFIP/USENIX Middleware 2016*. Proceedings of the 2016 International Middleware Conference. Trento, Italy. DOI : [10.1145/2988336.2988353](https://doi.org/10.1145/2988336.2988353). URL : <https://hal.inria.fr/hal-01366610>.
- KALMAN, Rudolph Emil et al. (1960). « A new approach to linear filtering and prediction problems ». In : *Journal of basic Engineering* 82.1, p. 35–45.
- KANJO, Eiman (2010). « NoiseSPY : A Real-Time Mobile Phone Platform for Urban Noise Monitoring and Mapping ». In : *Mobile Networks and Applications* 15.4, p. 562–574. ISSN : 1572-8153. DOI : [10.1007/s11036-009-0217-y](https://doi.org/10.1007/s11036-009-0217-y). URL : <https://doi.org/10.1007/s11036-009-0217-y>.
- KARDOUS, Chucric A et Peter B SHAW (2014). « Evaluation of smartphone sound measurement applications ». In : *The Journal of the Acoustical Society of America* 135.4, EL186–EL192.
- KEPHALOPOULOS, Stylianos, Marco PAVIOTTI et Fabienne ANFOSSO LEDEE (2012). *Common noise assessment methods in Europe (CNOSSOS-EU)*. PUBLICATIONS OFFICE OF THE EUROPEAN UNION, 180 p. DOI : [10.2788/31776](https://doi.org/10.2788/31776). URL : <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-00985998>.
- KLEPEIS, Neil E, William C NELSON et al. (2001). « The National Human Activity Pattern Survey (NHAPS) : a resource for assessing exposure to environmental pollutants ». In : *Journal of Exposure Science and Environmental Epidemiology* 11.3, p. 231.
- KO, Joon Hee, Seo Il CHANG et Byung Chan LEE (2011). « Noise impact assessment by utilizing noise map and GIS : A case study in the city of Chungju, Republic of Korea ». In : *Applied Acoustics* 72.8. Noise Mapping, p. 544–550. ISSN : 0003-682X.

- DOI : [10.1016/j.apacoust.2010.09.002](https://doi.org/10.1016/j.apacoust.2010.09.002). URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0003682X10001945>.
- LAVANDIER, Catherine et Boris DEFREVILLE (2006). « The contribution of sound source characteristics in the assessment of urban soundscapes ». In : *Acta Acustica united with Acustica* 92.6, p. 912–921.
- LEEUVEN, H.J.A. van (2000). « Railway noise prediction models : a comparison ». In : *Journal of Sound and Vibration* 231.3, p. 975–987. ISSN : 0022-460X. DOI : <https://doi.org/10.1006/jsvi.1999.2570>.
- LORENC, Andrew C (1986). « Analysis methods for numerical weather prediction ». In : *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* 112.474, p. 1177–1194.
- LOU, Yin, Chengyang ZHANG et al. (2009). « Map-matching for low-sampling-rate GPS trajectories ». In : *Proceedings of the 17th ACM SIGSPATIAL international conference on advances in geographic information systems*. ACM, p. 352–361.
- MAI, Hai Dang (2006). « The operational application of dynamic traffic assignment models and the convergence of equilibrium algorithms ». Theses. Ecole des Ponts ParisTech. URL : <https://pastel.archives-ouvertes.fr/pastel-00002183>.
- MAISONNEUVE, Nicolas, Matthias STEVENS, Maria E NIESSEN et Luc STEELS (2009). « NoiseTube : Measuring and mapping noise pollution with mobile phones ». In : *Information technologies in environmental engineering*, p. 215–228.
- MURPHY, Enda et Eoin A. KING (2016a). « Smartphone-based noise mapping : Integrating sound level meter app data into the strategic noise mapping process ». en. In : *Science of The Total Environment* 562, p. 852–859. ISSN : 00489697. DOI : [10.1016/j.scitotenv.2016.04.076](https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2016.04.076).
- (2016b). « Testing the accuracy of smartphones and sound level meter applications for measuring environmental noise ». In : *Applied Acoustics* 106, p. 16–22. ISSN : 0003-682X. DOI : <http://dx.doi.org/10.1016/j.apacoust.2015.12.012>.
- NAST, Daniel R, William S SPEER, Colleen G LE PRELL et al. (2014). « Sound level measurements using smartphone "apps" : Useful or inaccurate? ». In : *Noise and Health* 16.72, p. 251.
- NEWSON, Paul et John KRUMM (2009). « Hidden Markov map matching through noise and sparseness ». In : *Proceedings of the 17th ACM SIGSPATIAL international conference on advances in geographic information systems*. ACM, p. 336–343.
- PALMA, Andrey Tietbohl, Vania BOGORNY, Bart KUIJPERS et Luis Otavio ALVARES (2008). « A clustering-based approach for discovering interesting places in trajectories ». In : *Proceedings of the 2008 ACM symposium on Applied computing*. ACM, p. 863–868. URL : <http://dl.acm.org/citation.cfm?id=1363886> (visité le 11/09/2017).
- PEDREGOSA, F., G. VAROQUAUX et al. (2011). « Scikit-learn : Machine Learning in Python ». In : *Journal of Machine Learning Research* 12, p. 2825–2830.
- POUSHTER, Jacob (2016). « Smartphone ownership and internet usage continues to climb in emerging economies ». In : *Pew Research Center* 22. URL : <http://s1.pulso.cl/wp-content/uploads/2016/02/2258581.pdf> (visité le 02/08/2017).
- RANA, Rajib Kumar, Chun Tung CHOU et al. (2010). « Ear-phone : an end-to-end participatory urban noise mapping system ». In : *Proceedings of the 9th ACM/IEEE International Conference on Information Processing in Sensor Networks*. Stockholm, Sweden : ACM, p. 105–116.

- RANA, Rajib, Chun Tung CHOU et al. (2014). « Ear-phone : A context-aware noise mapping using smart phones ». In : *Pervasive and Mobile Computing* 17, p. 1–22.
- RICCIARDI, Paola, Pauline DELAITRE et al. (2015). « Sound quality indicators for urban places in Paris cross-validated by Milan data ». In : *The Journal of the Acoustical Society of America* 138.4, p. 2337–2348.
- RIISHØJGAARD, Lars Peter (1998). « A direct way of specifying flow-dependent background error correlations for meteorological analysis systems ». In : *Tellus A : Dynamic Meteorology and Oceanography* 50.1, p. 42–57.
- RUGE, L., B. ALTAKROURI et A. SCHRADER (2013). « SoundOfTheCity - Continuous noise monitoring for a healthy city ». In : *2013 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications Workshops (PERCOM Workshops)*, p. 670–675. DOI : [10.1109/PerComW.2013.6529577](https://doi.org/10.1109/PerComW.2013.6529577).
- STEVENS, Matthias (2012). « Community memories for sustainable societies : The case of environmental noise ». Thèse de doct. Vrije Universiteit Brussel.
- SUÁREZ, E et JL BARROS (2014). « Traffic noise mapping of the city of Santiago de Chile ». In : *Science of the total environment* 466, p. 539–546.
- TENAILLEAU, Quentin M, Nadine BERNARD et al. (2015). « Assessing residential exposure to urban noise using environmental models : does the size of the local living neighborhood matter ? » In : *Journal of Exposure Science and Environmental Epidemiology* 25.1, p. 89–96.
- TILLOY, Anne, Vivien MALLET et al. (2013). « BLUE-based NO₂ data assimilation at urban scale ». In : *Journal of Geophysical Research : Atmospheres* 118.4, p. 2031–2040. ISSN : 2169-8996. DOI : [10.1002/jgrd.50233](https://doi.org/10.1002/jgrd.50233).
- VAN DER EERDEN, Frits, Freek GRAAFLAND et al. (2014). « Model based monitoring of traffic noise in an urban district ». In : *INTER-NOISE and NOISE-CON Congress and Conference Proceedings*. T. 249. 6. Institute of Noise Control Engineering, p. 1898–1907.
- VENTURA, Raphaël, Vivien MALLET et Valérie ISSARNY (2017). « Urban-noise data assimilation at neighborhood-scale using mobile phone measurements ». (soumis au *Journal of the Acoustical Society of America*).
- VENTURA, Raphaël, Vivien MALLET, Valérie ISSARNY et al. (2017). « Evaluation and calibration of mobile phones for noise monitoring application ». In : *The Journal of the Acoustical Society of America* 142.5, p. 3084–3093.
- WEI, Weigang, Timothy VAN RENTERGHEM, Bert DE COENSEL et Dick BOTTELDOORN (2015). « Dynamic noise mapping : A map-based interpolation between noise measurements with high temporal resolution ». In : *Applied Acoustics* 101, p. 127–140.