

POLYTECHNIQUE MONTRÉAL
affiliée à l'Université de Montréal

**Inventaire de l'offre de stationnement
de la ville de Québec**

PAUL CHARBONNEAU
Département de Génie civil et des mines

Mémoire présenté en vue de l'obtention du diplôme de *Maîtrise ès sciences appliquées*
Génie civil

Juin 2025

POLYTECHNIQUE MONTRÉAL

affiliée à l'Université de Montréal

Ce mémoire intitulé :

**Inventaire de l'offre de stationnement
de la ville de Québec**

présenté par **Paul CHARBONNEAU**

en vue de l'obtention du diplôme de *Maîtrise ès sciences appliquées*
a été dûment accepté par le jury d'examen constitué de :

TBD TBD, président

Catherine MORENCY, membre et directrice de recherche

TBD TBD, membre et codirectrice de recherche

TBD TBD, membre

TBD TBD, membre externe

TABLE DES MATIÈRES

TABLE DES MATIÈRES	iv
LISTE DES TABLEAUX	vii
LISTE DES FIGURES	viii
LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS	ix
CHAPITRE 1 INTRODUCTION	1
1.1 Éléments de la problématique	1
1.1.1 Variabilité de l'objet	2
1.1.2 Données	2
1.1.3 Enjeux	2
1.2 Objectifs de recherche	3
1.3 Plan du mémoire	3
CHAPITRE 2 REVUE DE LITTÉRATURE	4
2.1 Typologie de stationnement	4
2.2 Géopolitique de la ville de Québec	6
2.3 Stationnement : politiques, couts et effets sur la mobilité	9
2.3.1 Stationnement hors rue	9
2.3.2 Coûts de provision	15
2.3.3 Effet de l'offre de stationnement sur la mobilité	15
2.3.4 Allocation, tarification et ratissage	17
2.3.5 Utilisation de la capacité existante	18
2.3.6 Stationnement et utilisation du territoire	19
2.4 Méthodes d'inventaire basées sur des données géoréférencées	20
2.4.1 Hors-Rue	20
2.4.2 Sur-rue	20
2.5 Méthodes d'inventaire basées sur l'imagerie aérienne sans apprentissage machine	21
2.6 Méthodes d'inventaire basées sur l'imagerie aérienne et l'apprentissage machine	21
2.7 Apprentissage machine	23
2.7.1 Principe de base	23
2.7.2 Le pipeline d'apprentissage machine	23

2.7.3	Principe de base des réseaux de neurones	25
2.7.4	Opérations communes dans l'apprentissage machine	27
2.7.5	Algorithmes de descente de gradients	32
2.7.6	Fonctionnement général des réseaux neuronaux convolutifs	32
2.7.7	Fonctionnement général des réseaux de transformateurs	33
2.7.8	Types de problèmes de vision numérique	33
2.7.9	Algorithmes de segmentation sémantique basés sur la convolution . .	34
2.7.10	Algorithmes de segmentation d'instance basés sur la convolution . .	35
2.7.11	Algorithmes de segmentation sémantique basée sur les transformateurs	35
2.7.12	Algorithmes de segmentation d'instance basés sur les transformateurs .	35
2.7.13	Jeux de données disponibles à l'entraînement	35
CHAPITRE 3 MÉTHODOLOGIE	37
3.1	L'outil d'analyse du stationnement idéal	37
3.1.1	Indicateurs pertinents	37
3.1.2	Diagnostique de l'état actuel	37
3.1.3	Évaluation de politiques futures	39
3.2	Portée du mémoire	39
3.3	Données Intrantes	39
3.3.1	Système d'Information Géographique (SIG)	39
3.3.2	Entrainement d'apprentissage Machine	46
3.3.3	Enquête OD	46
3.3.4	Imagerie Aérienne	46
3.3.5	Rôle Foncier	46
3.3.6	Recensement	46
3.4	Traitement des données	46
3.4.1	Prétraitement des données	46
3.4.2	Conversion à une capacité de stationnement temporellement et spatiallement définie	49
3.5	Méthode d'analyse	49
3.5.1	Analyse spatio temporelle de l'offre de stationnement	49
3.5.2	Analyse spatio temporelle de la demande de stationnement	49
3.5.3	Analyse d'utilisation de la ressource	49
CHAPITRE 4 RÉSULTATS	50
CHAPITRE 5 CONCLUSION	51

5.1	Synthèse des travaux	51
5.2	Limitations de la solution proposée	51
5.3	Améliorations futures	51

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 2.1	Présence de règlementation de stationnement selon le code Code d'Utilisation du Bien Fond (CUBF)	14
Tableau 2.2	Jeux de données annotés de segmentation sémantique en milieu urbain	36
Tableau 3.1	Géobases pour le territoire de la ville de Québec	41
Tableau 3.2	Champs de la géobase de panneaux de stationnement de la ville de Québec (Ville de Québec, 2024a)	42
Tableau 3.3	Champs requis dans la base de données de stationnement	48

LISTE DES FIGURES

Figure 2.1	Typologie de stationnement hors rue. vérifier droits auteurs Source : Morency et al., 2017	4
Figure 2.2	Typologie de stationnement sur rue. vérifier droits auteurs Source : Morency et al., 2017	5
Figure 2.3	Séparation géopolitique du territoire de l'actuelle Ville de Québec (Élections Québec, 2021)	7
Figure 2.4	Secteur ayant des minimum de stationnement différents	8
Figure 2.5	Un neurone dans un réseau de neurone	25
Figure 2.6	Réseau de neurones à couche simple	26
Figure 2.7	Réseau de neurones à couches multiples	27
Figure 2.8	Résultat de différentes méthodes de vision par ordinateur pour une même image. vérifier droits d'auteurs Source : Minaee et al., 2022 . . .	33
Figure 2.9	Architecture de réseau U-net (Ronneberger et al., 2015)	34
Figure 3.1	Données disponibles intersection Laurier	44
Figure 3.2	Données disponibles intersection Desroches / De la Canardière	45

LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS

SIG	Système d'Information Géographique
GPS	Global Positionning System
CNN	Convolutionnal Neural Networks
OSM	OpenStreetMap
TC	Transport en Commun
PLUTO	Primary Land Use Tax Lot Output
IoU	Intersection over Union ou indice de Jaccard
mIoU	mean Intersection over Union ou indice de Jaccard moyen
ReLU	Unité de rectification linéaire ou « Rectified Linear Unit »
OQLF	Office Québécois de la Langue Française
CDS	Coefficient de Dice Sorensen
CUBF	Code d'Utilisation des Biens-Fonds

CHAPITRE 1 INTRODUCTION

Les requis d'entreposage sont une partie intégrante des coûts associés à différents modes de transports. La deuxième moitié du 20^{ième} siècle a vu une augmentation marquée de l'automobile, dont l'entreposage est très gourmand en espace. Pour la plupart des juridictions, la solution fut le développement des requis de stationnement minimum. Ces requis avaient pour but de faire internaliser aux développeurs, habitants, commerçants et employeurs les coûts associés à la mise à disposition d'entreposage pour moyen de transports de leurs visiteurs, plutôt que de demander au contribuable de directement payer pour un stationnement public (Shoup, 2005).

Cette rationnelle bien intentionnée a eu de nombreuses conséquences malencontreuses. En essayant de rendre le stationnement gratuit et disponible en tout point, la plupart des juridictions Nord-Américaines ont créé entre 2 et 14 places de stationnement pour chaque automobile (Scharnhorst, 2018). Cette offre de stationnement abondante et gratuite à l'utilisation constitue une subvention chiffrée aux alentours de 5000\$ par année-véhicule (Litman, 2023) payés sous forme de loyers, de biens et services et de dommages environnementaux.

Malgré ces coûts élevés, il n'existe pas d'inventaire complet des places de stationnements pour les municipalités québécoises, constituant un frein autant à la compréhension des enjeux qu'à l'établissement de politiques chiffrées permettant de mieux arbitrer les besoins d'entreposage de véhicules privés avec d'autres objectifs sociétaux comme la réduction des coûts totaux de transport, l'équité et la réduction des émissions de gaz à effet de serre.

Cette thèse aura pour but de dresser un inventaire de l'offre de stationnement et de sa tarification pour la ville de Québec.

1.1 Éléments de la problématique

La ville de Québec est en voie de se doter d'une politique de stationnement, une étape franchie pour la ville de Montréal en 2016 (Ville de Montréal, 2016). Cela étant dit, il n'existe à l'heure actuelle pas d'inventaire de la quantité de stationnement disponible, de sa tarification et de la variation temporelle de cette offre. Cette section présentera certains des enjeux reliés à la mise en place d'un tel inventaire et reprend des éléments de (Bourdeau, 2014) qui a tenté un inventaire similaire pour la région de Montréal.

1.1.1 Variabilité de l'objet

Malgré les définitions posées à la section 2.1, l'objet stationnement peut varier énormément dans le temps et l'espace. D'une part, l'augmentation de la taille des voitures **citation** va avoir la tendance à réduire le nombre de véhicules entreposables. De l'autre, les variations de capacité dans le temps, du fait de l'interdiction règlementaire, de la création de stationnements impromptus sur des terrains privés pour gérer des pointes ou du fait de l'accumulation de débris peut aussi faire varier les quantités de stationnement. D'autre part, la diversité de types rend la collecte de données difficile.

1.1.2 Données

L'un des principaux problèmes à la mise en place d'un inventaire relate aux données. Des données directes sur l'offre de stationnement existent sous forme directe (plans de constructions, comptages) ou indirectes (panneaux de stationnements, données sur les bornes fontaines et les entrées charrières). Des données sur l'utilisation de stationnement existent aussi sous forme directe(relevés de transactions de parcomètres) ou indirectes(résultats d'enquête OD).

L'accès à ces données ainsi que leur complétude est ici un enjeu, du fait de la protection de la vie privée, de la complétude et la précision des données obtenues et le format dans lequel elles sont disponibles (bases de données SIG, formats propriétaires de transaction, ortho-photos). Cette variabilité rend un portrait juste de la situation difficile à rendre.

1.1.3 Enjeux

Bourdeau (2014) mentionne les enjeux reliés à la provision de stationnement et ses effets sur la mobilité. À cela s'ajoutent trois formes d'arbitrage ; une dimension spatiale entre différentes formes de mobilités qui sont en compétition pour un espace limité, particulièrement dans les milieux urbains denses avec un cadre bâti patrimonial et des besoins croissants sur ce même espace ; la deuxième est politique où l'offre de stationnement est devenue un enjeu de taille pour beaucoup de ménages, sans réellement que le débat ne soit cadré par des données ; le troisième est économique où la provision de stationnement par mandat gouvernemental réduit la viabilité financière de projets de construction du fait de la quantité de terre et de construction supplémentaire imposée par ces mandats. De plus, des coûts supplémentaires pour les infrastructures routières qui doivent contourner ces stationnements « spatio-phage » ainsi que la dilution de la base foncière pour financer cette infrastructure sont une double pénalité pour les finances des municipalités.

1.2 Objectifs de recherche

L'objectif principal de la recherche est de développer un système d'information de l'offre de stationnement dans le contexte de la Capitale-Nationale. Le système d'information devra lister le prix et la disponibilité temporelle des places de stationnement hors rue et sur rue. Les sous-objectifs suivants sont poursuivis :

1. Créer un outil automatisé d'analyse d'image satellite pour recenser le stationnement hors-rue.
2. Dresser un inventaire basé sur le code d'urbanisme et les données de rôle foncier.
3. Adapter la méthode de Bourdeau (2014) au contexte de la capitale.
4. Dresser un inventaire des coûts marginaux de provision de nouveaux stationnements et de coûts de maintenance directs(nettoyage, pavage) et indirects (Longueur du réseau routier supplémentaire, variation de la valeur foncière par acre en fonction de la provision de stationnement) du stationnement.
5. Fusionner les sources de données mentionner ci-haut pour dresser un inventaire statistiquement significatif de la capacité de stationnement
6. Établir des indicateurs d'utilisation de stationnement basé sur l'inventaire de stationnement et les données d'enquête origine-Destination en modifiant la méthodologie définie par Diallo et al. (2015).

1.3 Plan du mémoire

Le mémoire se divisera en 5 chapitres. Le chapitre 1 est une introduction qui présente le sujet, ses problématiques et la pertinence de l'étude. Le chapitre 2 est une revue de littérature sur les méthodes d'inventaire de places de stationnement, des coûts associés à la provision de différents types de stationnements hors-rue et aux effets de la variation de l'offre en capacité et tarifaire sur la mobilité des personnes. Le chapitre 3 portera sur les données disponibles et les méthodologies utilisées pour faire l'inventaire de l'ensemble des places de stationnement disponibles. Le chapitre 4 présentera l'inventaire complété pour le stationnement dans la capitale nationale. Le chapitre 5 présentera une synthèse des travaux, les limitations de la méthode utilisée et de potentielles améliorations futures.

CHAPITRE 2 REVUE DE LITTÉRATURE

Cette section aura pour but de dresser l'état des connaissances sur les politiques de stationnement, l'estimation de la capacité de stationnement, les outils d'analyse d'images satellites utilisés pour la détection automatique d'objets, les coûts associés à la provision du stationnement et les méthodes d'estimations pour les stationnements en structure.

2.1 Typologie de stationnement

Morency et al. (2017) détaillent une typologie de stationnement pour le stationnement hors rue et sur rue pour la région métropolitaine de Montréal montrés aux figures 2.1 et 2.2

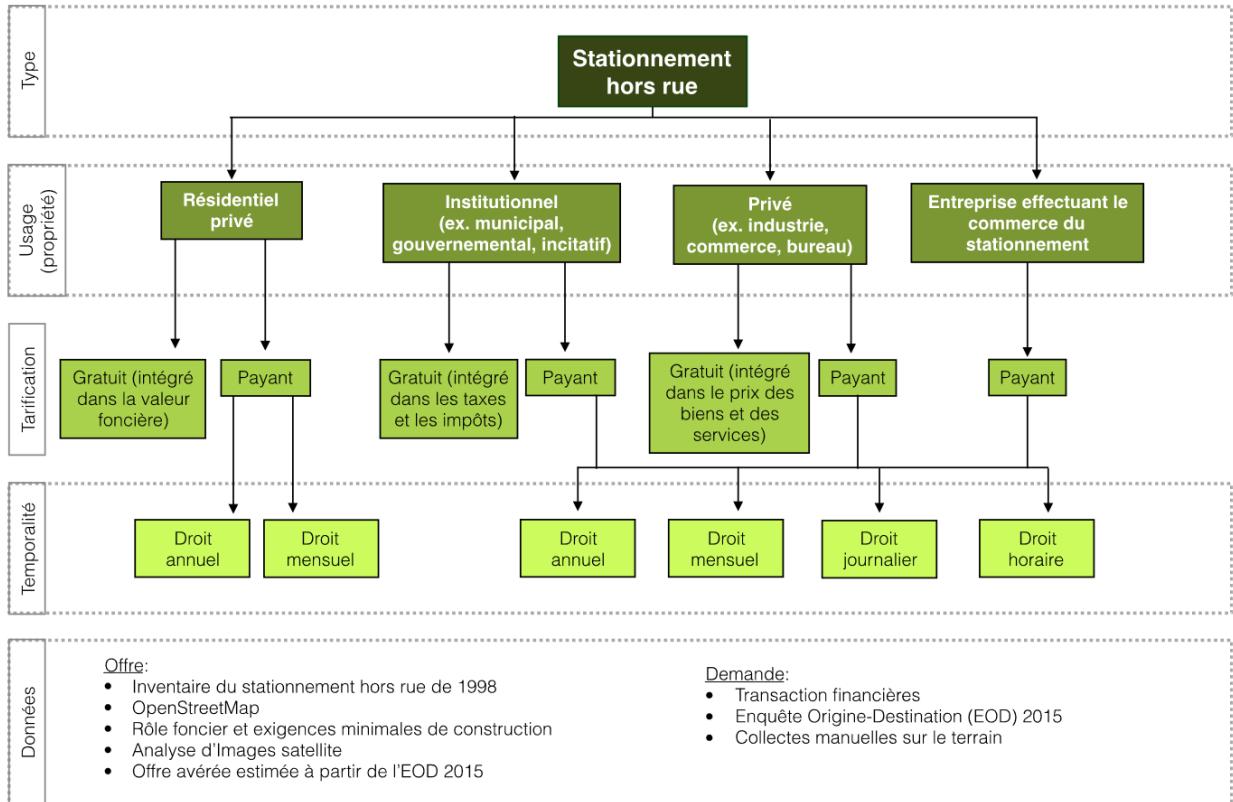


FIGURE 2.1 Typologie de stationnement hors rue. vérifier droits auteurs Source : Morency et al., 2017

Il est important de noter qu'il n'existe pas à la connaissance de l'auteur un inventaire tel que celui complété par le ministère des Transports pour la ville de Montréal (Consortium CIMA+ - Daniel Arbour et associés, 1998). D'autre part, cet inventaire n'est pas mis à

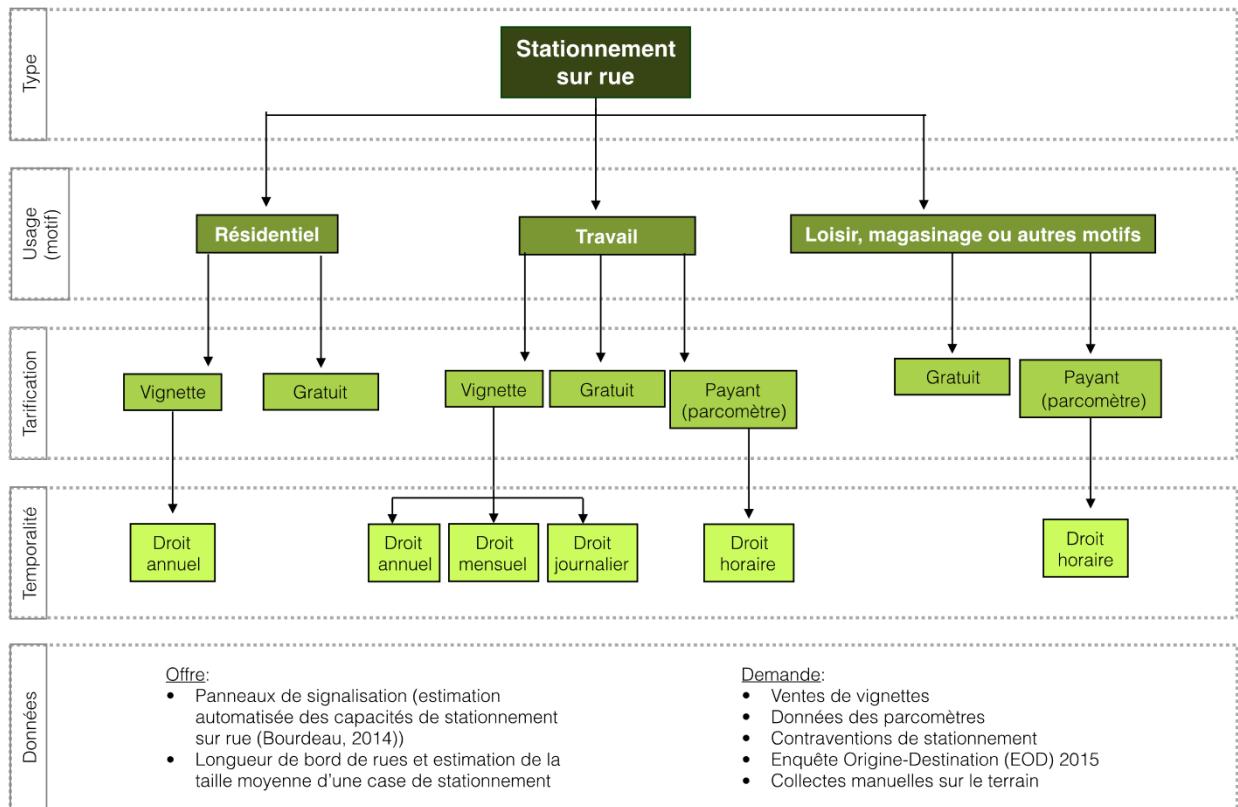


FIGURE 2.2 Typologie de stationnement sur rue. [vérifier droits auteurs](#) Source : Morency et al., 2017

jour régulièrement et n'est donc pas particulièrement utile pour la mise à jour de plans de transports.

2.2 Géopolitique de la ville de Québec

Cette section va faire un historique rapide de la géopolitique de la ville de Québec. Ceci est principalement pour dégager des grandes époques où les frontières sont restées stables et illustrer la complexité de représenter les règlements de plusieurs juridictions.

On observe trois grandes rafflées de fusions(Ville de Québec, s. d.) :

- '65-'72 :
 - Duberger('70), Les Saules('70) et Neufchâtel ('71) rejoignent la ville de Québec
 - Ste-Foy et Ancienne Lorette fusionnent('70)
 - Le territoire de Wendake s'étend vers le Sud
 - Orsainville cède une péninsule de territoire à Charlesbourg
 - Beauport et Beauport-Ouest fusionnent('66)
 - Notre-Dame de Lorette deviennent L'Ancienne-Lorette('67)
- '72-80 :
 - Charlesbourg, Orsainville, Charlesbourg-Est et Notre-Dame des Laurentides fusionnent pour devenir Charlesbourg ('76)
 - Charlesbourg-Ouest est annexé par Québec('76)
 - Giffard,Beauport,Courville,Villeneuve,Montmorency fusionnent('76) pour devenir Beauport
 - Val-Belair et Val-Saint-Michel fusionnent et deviennent Val-Belair('73)
- '80-2001 :
 - Stabilité des limites territoriales
- 2002 :
 - Fusion de Québec, L'Ancienne-Lorette, St-Augustin de Desmaures, Charlesbourg, Beauport, Val-Belair, Ste-Foy, St-Émile, Lac-St-Charles, Vanier, Cap-Rouge et Loretteville
- 2006
 - Séparation St-Augustin de desmaures et L'Ancienne-Lorette

La figure 2.3 montre l'évolution des barrières géopolitiques au cours du temps.

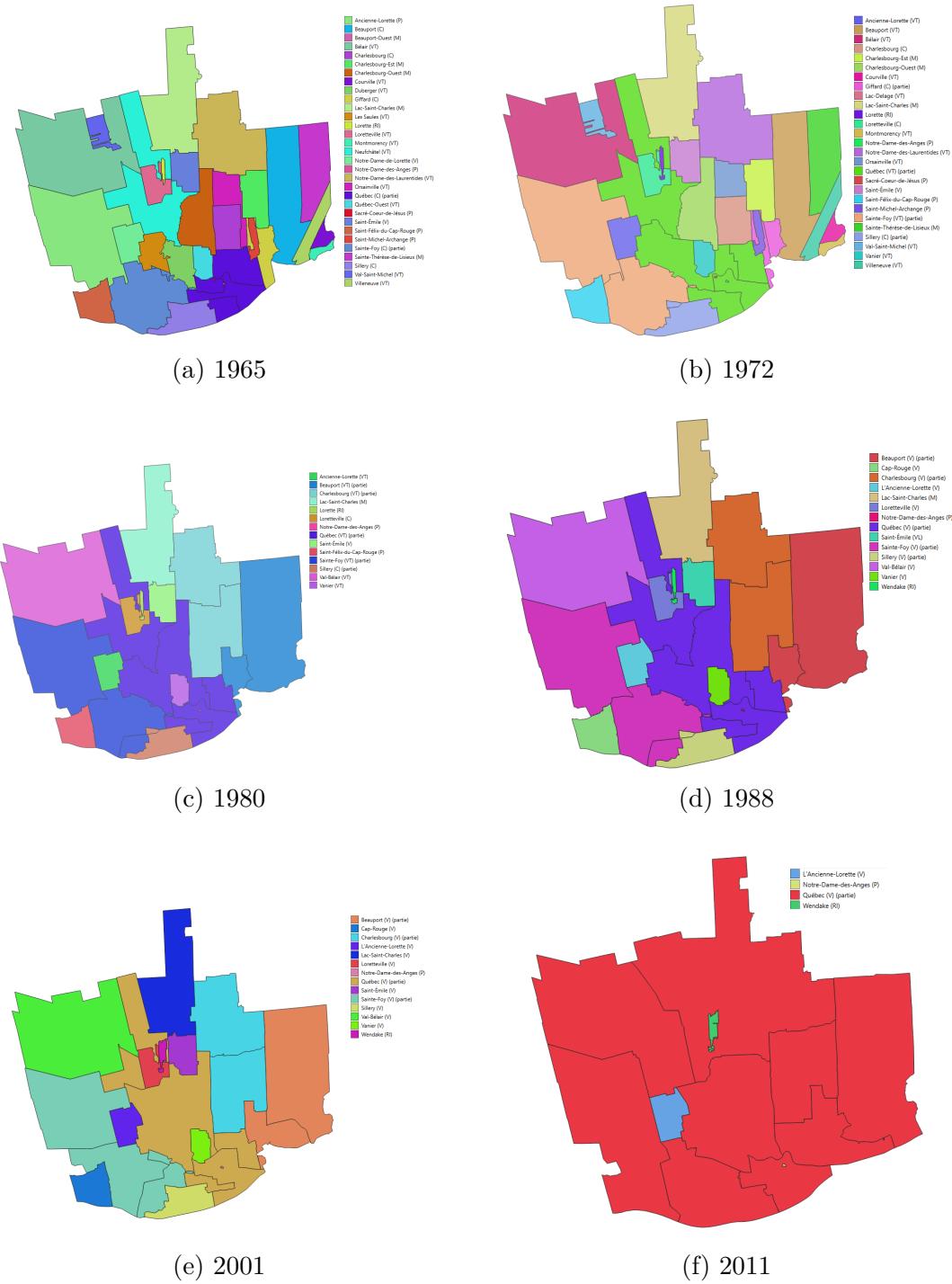


FIGURE 2.3 Séparation géopolitique du territoire de l'actuelle Ville de Québec (Élections Québec, 2021)

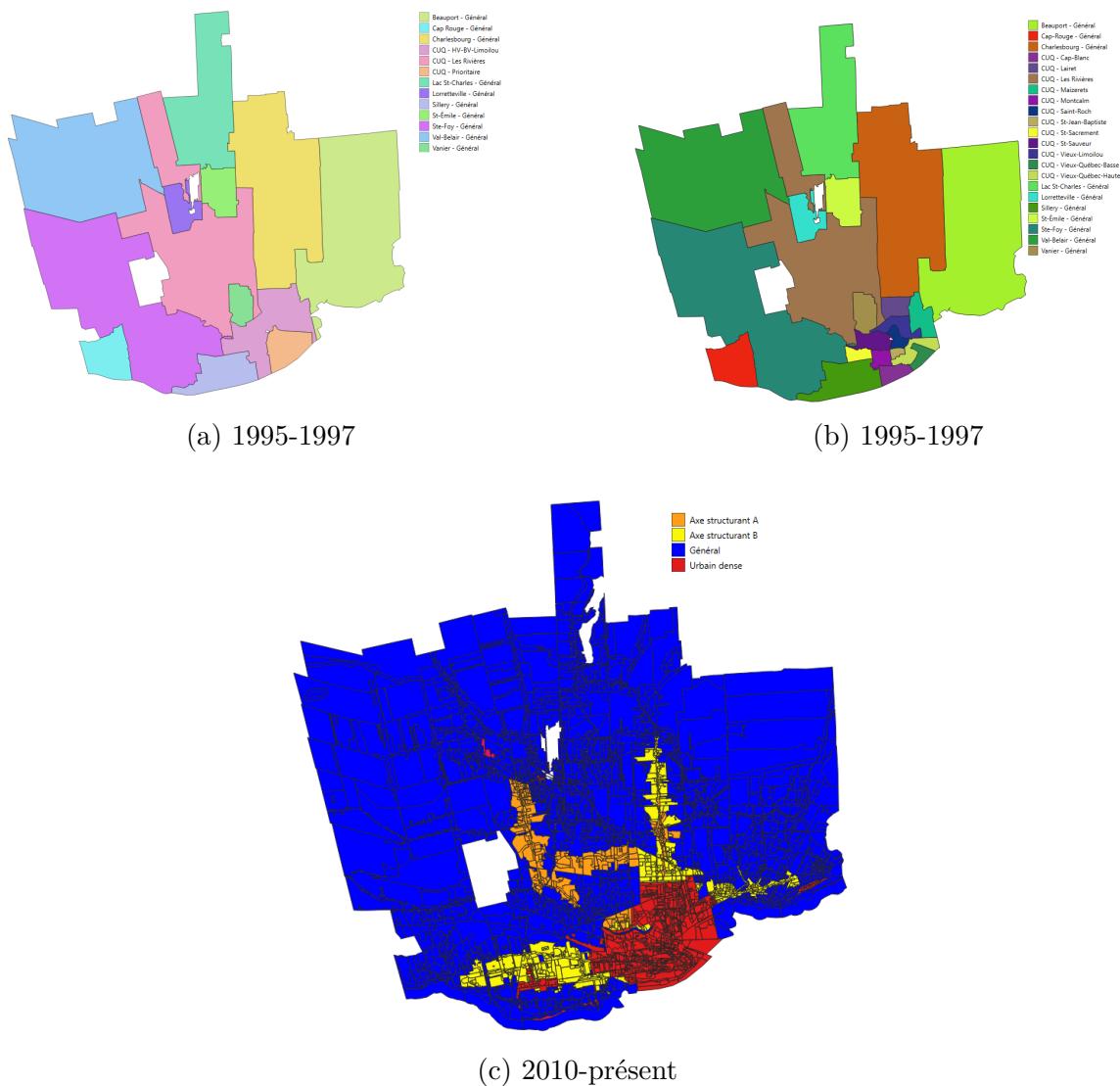


FIGURE 2.4 Secteur ayant des minimum de stationnement différents

2.3 Stationnement : politiques, couts et effets sur la mobilité

2.3.1 Stationnement hors rue

Selon Shoup (2005), les minimums de stationnement ont vu le jour dans les années 50 en réponse à la croissance du parc automobile et pour assurer que les commerçants et citoyens internalisaient les coûts associés à l'automobile. Ce mécanisme règlementaire est encore omniprésent au Québec puisque seuls les arrondissement de Côte des Neiges, du Sud-Ouest, du Plateau Mont-Royal et du Centre-Ville de Montréal **bien** de citations. La ville de Québec est en processus d'abroger ces requis pour l'habitation pour les zones en milieu dense ou le long des axes de transport en commun (Ville de Québec, 2024b).

En plus de l'hétérogénéité spatiale qui est décrite à la section 2.2, on constate aussi une hétérogénéité au niveau des catégories utilisées pour les requis de stationnement. Ceci est d'autant plus ardu que les catégories utilisées dans les minimums de stationnement n'ont pas nécessairement d'équivalent direct dans le CUBF utilisé dans le rôle foncier du Québec (Gouvernement du Québec, 2024, Annexe 2C.1). Le tableau suivant résume les catégories utilisées dans les codes d'urbanismes (Ville de Québec, 1995, 2024b). Les codes d'urbanisme des municipalités pré-fusion ne sont pas nécessairement disponibles en ligne. Le tableau 2.1 est un sommaire des types d'utilisation du territoire listés pour chacune des municipalités.

Categ	Juridiction	Code CUBF	VDQ (2009-présent)	VDQ (1995-2009)	Beauport	Cap-Rouge	Charlesbourg	Lac St-Charles	Loretteville	Sillery	Ste-Foy	St-Émile	Val-Belair	Vanier	Nombre de requis
Résidentiel	Logement	10XX	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	12
	Logement subventionné	10XX	✓	✓	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	2
	Habitation Collectives	15XX	✓	X	✓	✓	✓	✓	✓	X	X	✓	✓	X	8
	Maison de chambres	151X	✓	✓	/	/	/	/	✓	X	✓	/	✓	✓	6
	Maison de retraite non autonomes	1541	/	✓	✓	✓	✓	/	✓	✓	✓	/	/	X	6
	Maison de retraite autonomes	1543	/	✓	✓	✓	✓	/	✓	✓	✓	/	/	X	6
Industriel / Infra.	Industriel Général	2XXX	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	12
		3XXX													
		355X													
	Industrie Haute Technologie	356X	✓	/	/	/	/	/	/	/	✓	/	/	/	2
		357X													
	Industrie mise en valeur et récupération	487X	✓	/	/	/	/	/	/	✓	/	/	/		2
	Entreposage	637X	✓	✓	/	/	/	/	✓	✓	/	✓	✓	✓	7
Commerces	Service de construction	66XX	/	/	/	/	/	/	✓	/	/	/	/	✓	2
	Centre et Immeuble Commercial	50XX	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	12
	Vente en gros	51XX	/	✓	/	/	/	/	✓	/	/	/	✓	/	3
	Vente au détail construction et quincaillerie	52XX	/	/	/	✓	/	/	✓	✓	✓	/	✓	/	5

✓ = Requis présent, X = Requis absent, / = Requis implicite à une définition plus générale

Categ	Juridiction	Code CUBF											Nombre de requis	
			VDQ (2009-présent)	VDQ (1995-2009)	Beauport	Cap-Rouge	Charlesbourg	Lac St-Charles	Loretteville	Sillery	Ste-Foy	St-Émile	Val-Belair	
Commerces	Vente au détail marchandises	53XX	/	/	/	/	/	/	/	/	/	/	/	0
	Vente au détail de l'alimentation	54XX	✓	✓	/	/	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	10
	Vente au détail de véhicules et produits connexes	55XX	✓	/	/	/	/	✓	✓	✓	✓	✓	✓	8
	Station Essence	553X	✓	✓	✓	/	/	/	✓	/	✓	✓	✓	7
	Vente au détail de vêtements	56XX	/	/	/	/	/	/	✓	/	✓	/	/	2
	Vente au détail de mobilier	57XX	✓	✓	/	/	/	/	✓	/	/	/	/	3
	Vente au détail Autre	59XX	/	/	/	/	/	/	/	/	/	/	/	0
	Restaurant	581X	✓	✗	✓	✓	✗	✓	✓	✓	✓	✓	✓	7
Restaurants et bars	Restaurant plein service	5811	✓	/	✓	/	✓	/	/	/	/	/	/	2
	Restaurant service restreint/libre service	5812	/	✓	/	✓	/	/	/	/	/	/	/	2
	Débit d'alcool	5812	/	✓	/	✓	/	/	/	/	/	/	/	2
	Débit d'alcool	582X	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	11
	Établissement d'hébergement	583X	✓	✗	✗	✗	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	10
Tourisme	Hôtel	5831	/	✓	✓	/	/	/	/	/	/	/	/	2
	Môtel	5832	/	✓	✓	/	/	/	/	/	/	/	/	2
	Services	6XXX	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✗	✓	✗	10

✓ = Requis présent, ✗ = Requis absent, / = Requis implicite à une définition plus générale

Catég	Juridiction	Code CUBF										Nombre de requis			
			VDQ (2009-présent)	VDQ (1995-2009)	Beauport	Cap-Rouge	Charlesbourg	Lac St-Charles	Loretteville	Sillery	Ste-Foy	St-Émile	Val-Belair	Vanier	
Services	Immeubles à bureaux	60XX	✓	✓	/	✓	✓	✓	✓	✓	✓	X	✓	X	9
	Finance, Assurance et Service immobilier	61XX	/	✓	/	/	/	/	✓	/	✓	/	✓	✓	4
	Banque	611X	/	✓	/	✓	/	✓	✓	✓	✓	/	✓	/	7
	Service personnels	62XX	/	/	/	/	✓	/	/	✓	/	/	/	/	2
	Salon de beauté / coiffure	623X	/	✓	/	/	/	✓	/	/	/	/	✓	✓	3
	Salon funéraire	624X	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	12
	Services d'affaires	63XX	/	/	✓	/	/	/	✓	/	/	✓	/	✓	4
	Services de réparation	64XX	/	/	/	/	/	/	/	/	/	/	/	/	0
	Service de réparation d'automobiles	641X	✓	✓	✓	✓	/	/	✓	/	✓	✓	✓	✓	9
	Service de réparation de mobiliers, d'équipements et de machines	642X	/	/	/	/	/	/	✓	/	/	/	/	/	1
	Service de réparation de véhicules légers	643X	✓	✓	✓	✓	/	/	✓	/	✓	✓	✓	✓	9
	Service de réparation et d'entretien de véhicules lourds	644X	✓	✓	✓	✓	/	/	✓	/	✓	✓	✓	✓	9
	Service professionnel	65XX	✓	/	✓	✓	/	/	/	/	/	/	/	/	0
	Service médical et de santé	651X	✓	✓	/	/	✓	✓	✓	✓	✓	/	✓	✓	9
	Service d'hôpital	6513	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	12
	Sanatorium, maison de convalescence et de repos	6516	✓	✓	✓	/	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	11

✓ = Requis présent, X = Requis absent, / = Requis implicite à une définition plus générale

Catég	Juridiction	Code CUBF	VDQ (2009-présent)	VDQ (1995-2009)	Beauport	Cap-Rouge	Charlesbourg	Lac St-Charles	Loretteville	Sillery	Ste-Foy	St-Émile	Val-Belair	Vanier	Nombre de requis
Services	Service gouvernemental	67XX	/	/	/	/	/	/	/	/	/	/	/	/	5
	Pompiers/Police	672X	✓	✓	/	/	/	/	/	✓	/	✓	✓	/	4
	Service éducationnel	68XX	✓	✓	X	✓	X	✓	✓	✓	X	✓	✓	✓	9
	Service de garderie	6541	✓	/	/	/	/	✓	/	✓	✓	/	✓	/	5
	École Maternelle	6811	/	/	/	/	/	/	✓	/	✓	/	✓	✓	4
	École Primaire	6812	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	/	✓	✓	11
	École Secondaire / Polyvalente	6813	✓	✓	✓	/	✓	✓	✓	✓	✓	/	✓	✓	10
	CÉGEP	6822	✓	✓	✓	/	/	✓	✓	✓	✓	/	/	/	6
	Université	6823	✓	✓	✓	/	/	✓	✓	✓	✓	/	/	/	7
	Services religieux	691X	✓	/	✓	✓	/	✓	✓	✓	✓	/	✓	✓	9
Culture et Récréation	Culture, Récréation et Loisirs	7XXX	X	✓	✓	X	✓	✓	X	✓	X	✓	✓	✓	8
	Activité Culturelle(Musée, Biblio)	711X	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	/	/	/	9
	Assemblée de loisirs(Théâtre, Cinéma)	721X	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	/	✓	/	10
	Installation sportive (Stade, Hippodrome)	722X	✓	/	/	X	/	/	✓	/	✓	/	/	/	3
	Centre de congrès	723X	/	✓	/	X	/	/	✓	/	/	/	/	/	2
	Activités récréatives	74XX	✓	/	✓	X	/	/	✓	/	✓	/	/	/	4
	Terrains de golf	7411	✓	/	/	X	/	/	✓	/	✓	✓	/	/	4
		7412													

✓ = Requis présent, X = Requis absent, / = Requis implicite à une définition plus générale

Categ	Juridiction	Code CUBF											Nombre de requis	
			VDQ (2009-présent)	VDQ (1995-2009)	Beauport	Cap-Rouge	Charlesbourg	Lac St-Charles	Loretteville	Sillery	Ste-Foy	St-Émile	Val-Belair	
	Arena	7451	✓	✓	/	X	/	/	✓	✓	/	✓	✓	6
	Parcs/Camps	75XX	✓	X	X	X	X	X	X	X	✓	✓	X	5
N/A	Extraction de ressources / Agriculture	76XX	✓	X	X	X	X	X	✓	X	✓	X	X	3
		8XXX	✓	X	X	X	X	X	✓	X	✓	X	X	

✓ = Requis présent, X = Requis absent, / = Requis implicite à une définition plus générale

TABLEAU 2.1 Présence de réglementation de stationnement selon le code CUBF

2.3.2 Coûts de provision

Plusieurs coûts sont associés à la provision de stationnements, autant pour les individus, que pour les collectivités locales ou de tierces parties plus difficiles à identifier dans le cas d'externalités. Cette section visera à identifier quels sont les coûts associés et qui les porte.

Propriétaires fonciers et municipalités

Blanc et al. (2014) ont estimé la valeur foncière de 6 villes américaines en évaluant la valeur foncière des bâtiments et des stationnements extérieurs. En comparant le tissu urbain entre 1950 et 2010, les auteurs ont estimé la différence de valeur foncière et de revenu entre les deux configurations. Dans certains, les municipalités avaient accepté de détruire leur centre-ville pour permettre le développement de tours à bureaux entourées de stationnements. Dans d'autres, les municipalités avaient largement conservé le tissu urbain d'avant guerre. Dans tous les cas, le revenu foncier associé au stationnement était entre 5 et 10x moindre que le revenu associé aux bâtiments. L'étude est cependant associative puisqu'il est difficile d'isoler la nature causale entre la dilution du revenu foncier et la provision de stationnements, mais illustre les coûts d'opportunité associés à l'entreposage de véhicules personnels.

2.3.3 Effet de l'offre de stationnement sur la mobilité

Chester et al. (2015) constatent que la capacité de stationnement est la plus haute dans le centre de la ville, mais que la croissance du parc de stationnement a principalement lieu sur le périmètre de la région. Ils constatent aussi que le parc de stationnement a cru plus vite que la capacité routière, mais a suivi l'offre de stationnement résidentielle.

Guo (2013) créé un modèle logit imbriqué pour identifier l'effet de l'offre de stationnement sur la motorisation des ménages de l'enquête OD de New York et trouve que la disponibilité de stationnement dans l'entrée et en bord de rue est potentiellement un plus grand déterminant de la motorisation qu'un garage. L'auteur suggère aussi que les programmes de vignette ont potentiellement des conséquences inattendues où la réduction de l'achalandage des stationnements par les non-résidents mène à une motorisation accrue des résidents, éliminant l'effet bénéfique de la réduction de l'offre des non-résidents. D'autre part, l'auteur trouve que la présence de nettoyage de rue réduit l'utilité marginale d'un véhicule supplémentaire et réduit la motorisation. Ces constats sont cependant limités au contexte de New York qui est une ville relativement dense avec une bonne desserte de transport en commun.

C. Yin et al. (2018) associent eux aussi de manière significative la disponibilité du stationnement aux deux extrémités des déplacements à la possession et l'utilisation accrue d'au-

tomobile quoique la formulation des résultats rend difficile l'interprétation de la taille de l'effet.

Weinberger et al. (2009) font une analyse comparative entre Jackson Heights et Park Slope à New York. Jackson Heights a une part modale en auto-solo vers le centre-ville qui ne suit pas les principaux indicateurs de la motorisation (le revenu du ménage et la densité) et qui n'est pas expliquée par la desserte en Transport en Commun (TC) des deux quartiers. Les auteurs estiment l'offre de stationnement au travers du registre Primary Land Use Tax Lot Output (PLUTO) pour les bâtiments de 4 logements et plus ainsi qu'un échantillonnage pour les bâtiments comportant moins de 4 logements. Les auteurs ont constaté que Jackson Heights a 156% plus d'offre de stationnement. Malgré le fait que Park Slope ait 46% plus de stationnements en structure et en surface hors résidence, Jackson Heights a quatre fois plus d'espaces de stationnements privatifs dans les résidences. Les auteurs établissent ensuite des prospectives pour le développement résidentiel planifié par la ville et estiment que les résidents de ces nouveaux développements auront entre 42 et 49% plus de chance d'être motorisés que les habitants actuels du fait des requis de stationnements minimums actuellement en effet. Bien que l'étude ne soit pas très robuste statistiquement, les auteurs concluent que les requis de stationnement minimum ne sont pas une bonne politique puisqu'ils effritent la qualité de l'environnement pour les marcheurs et augmentent l'attractivité de la possession d'une automobile. Les auteurs encouragent une étude systématique des liens entre la provision de stationnements, la motorisation et le choix modal.

Deux études dans le contexte norvégien (Christiansen, Engebretsen et al., 2017 ; Christiansen, Fearnley et al., 2017) créent des modèles associatifs à partir d'enquêtes origine destination nationales. Christiansen, Engebretsen et al. (2017) trouvent que la limitation de la capacité de stationnement au travail avec une tarification est le moyen le plus efficace pour réduire la part modale de l'automobile pour ce type de trajet. Une tarification horaire ou journalière est aussi plus efficace pour réduire les trajets automobiles puisque le coût marginal pour chaque utilisation du stationnement est perçu par l'utilisateur. D'autre part, les auteurs trouvent que la proximité du stationnement au lieu d'habitation dans les milieux denses avec beaucoup d'offres de service à proximité. Les auteurs indiquent cependant qu'il y a des risques d'autosélection et d'endogénéité avec leur étude, un problème récurrent avec les études reliées au stationnement (Inci, 2015). Christiansen, Fearnley et al. (2017) comparent les comportements de mobilité pour différents degrés d'accès au stationnement à la résidence. Ils trouvent qu'une distance d'accès supérieure à 50m a un effet marqué sur le choix modal sans affecter le nombre de trajets. Les trajets non contraints voient une plus grande différence de choix modal que les trajets motif travail. D'autre part, ils constatent peu de différence dans les taux de mobilité entre les ménages motorisés et non-motorisés, inférant que les dispositions

de stationnement et de motorisation ont peu d'effet sur le bien-être. Les auteurs concluent qu'une gestion intégrée du stationnement qui inclut une combinaison d'une tarification 24/7 de règlements qui séparent le stationnement du logement physiquement et juridiquement et une gestion du nombre total de places de stationnement sont des leviers utiles pour gérer la demande de transport. Ils constatent le manque de lien causal dans leur étude, qui bien que non nécessaire pour l'établissement de politique efficace, est regrettable d'un point de vue scientifique.

Dans le contexte chinois, C. Yin et al. (2018) dressent des constats similaires à Christiansen, Fearnley et al. (2017) et Christiansen, Engebretsen et al. (2017) quant à l'influence de la disponibilité du stationnement à l'origine et la destination d'un trajet, même en contrôlant pour l'utilisation du territoire et les variables sociodémographiques, mais utilisent seulement des mesures agrégées de disponibilité totale de stationnement.

Currans et al. (2023) crée un modèle de régression et une analyse de médiation pour lier l'effet de l'offre de stationnement résidentiel hors rue avec la motorisation et les kilomètres parcourus par ménage et constatent que les ménages ayant des contraintes de stationnement (moins d'un stationnement par unité) parcourent moins de 10-23% moins de kilomètres à typologie de voisinage constante. Les auteurs encouragent la présence de plus de questions sur les conditions de stationnement dans les enquêtes ainsi qu'à la création d'un inventaire de stationnement.

McCahill et al. (2016) observe la relation entre la provision de stationnements avec la part modale de l'automobile sous le prisme du critère de Bradford-Hill pour inférer que la provision de stationnements est la cause probable de l'augmentation de la part modale de l'automobile.
cet article est intéressant mais le critère est très sujet à interprétation

2.3.4 Allocation, tarification et ratissage

Une littérature économique riche existe sur les différents mécanismes d'allocation de places de stationnement qui est résumée par Inci (2015), sur laquelle est largement basée cette section. Dès les premiers pas de la discipline, dans les années 50, la mise en place d'une tarification sur les infrastructures routières, variable dans le temps et l'espace, est identifiée comme une condition nécessaire pour réduire les externalités reliées au ratissage, la congestion et les externalités liées au transport urbain de personnes (Vickrey, 1994). Les tentatives les plus intéressantes d'instaurer un marché variable viennent de San Francisco et Seattle où des projets pilotes ont été implémentés. Les études portant sur ces deux pilotes ont trouvé que la demande est initialement inélastique, mais que le maintien de la politique amène des améliorations sur la disponibilité à long terme. Chatman et Manville (2014) constatent que

l'implémentation de SFPark, le programme de tarification variable de San Francisco, ont eu des résultats mitigés. Bien que le taux d'occupation moyen, qui était l'indicateur utilisé pour faire varier la tarification, ait été réduit à environ 80%, le taux de disponibilité (le pourcentage de temps où au moins une place est disponible sur un tronçon) n'était pas sensible au prix avec les modalités politiques, l'imposition de prix plafond, la lenteur de l'adaptation du prix et le choix d'indicateur pour la tarification sont déterminants pour réduire les externalités liées à la recherche de stationnement. Cela amène un questionnement plus large sur la viabilité politique d'un système de tarification.

van Ommeren et al. (2011) infèrent la propension à payer pour un stationnement des résidents d'Amsterdam en utilisant les préférences révélées par le choix d'achat de résidence. En utilisant des données de ventes de résidences et en capitalisant la différence de prix sur le temps d'attente pour un permis de stationnement résident, les auteurs estiment une propension à payer de 10€ par jour, bien au-dessus du prix réel de 0.40€ et bien en dessous des recettes possibles pour les places tarifées aux visiteurs qui paient 2.3€ par heure.

Inci (2015) mentionne les éléments suivants comme manquants à la recherche : l'effet de la prévention de la fraude, l'économie politique du stationnement, les interactions entre véhicules stationnés et en mouvement et l'établissement de l'élasticité de la demande dans plusieurs contextes spacio-temporels. Il est intéressant de noter qu'aucune mention n'est fait des coûts d'opportunités infligés aux autres modes ou activités par le stationnement dans la revue économique.

2.3.5 Utilisation de la capacité existante

Translink et Metro Vancouver Regional Planning (2019) a sondé les taux d'occupation des blocs-appartements et du stationnement sur rue dans la grande région de Vancouver. Pour l'échantillon donné, entre 30 et 40% de la capacité de stationnement n'était pas utilisée. L'étude constate aussi que la demande de stationnement est plus faible chez les locataires que les propriétaires. Cela étant dit, l'étude ne recèle pas les résultats sur l'ensemble du parc immobilier et n'utilise pas de test statistique pour valider la significativité de leurs résultats. La conception de l'étude n'a pas permis de quantifier les interactions entre le stationnement hors rue et sur rue pour les blocs appartements, mais indique qu'anecdotiquement, les praticiens ont constaté que les résidents utilisaient le stationnement sur rue plutôt qu'en sous-sol lorsqu'il n'y avait pas de restriction sur le stationnement sur rue.

2.3.6 Stationnement et utilisation du territoire

Chester et al. (2015) trouvent que 16% de la région est utilisée pour le stationnement, plus que l'ensemble du réseau routier. D'autre part, le centre-ville a vu une forte croissance de stationnements en surface et sous-terrains où les valeurs de terrains sont hautes. Les auteurs concluent qu'il y a 3.3 places de stationnement par véhicule et que la majorité de la croissance du parc de stationnement a eu lieu entre 1950 et 1980.

Davis et al. (2010) estiment que 4.97% de l'espace urbain est utilisé par le stationnement hors rue commerciale (sans compter les stationnements sur rue ou résidentiels). Ils estiment environ 1.8 places par voiture, 5.3 places par ménage et 1.7 places par adultes. À noter que l'indicateur ne mesure pas la même chose que Chester et al. (2015) puisque ce dernier inclut les stationnements sur rue et résidentiel.

2.4 Méthodes d'inventaire basées sur des données géoréférencées

La revue de littérature a révélé plusieurs différentes méthodologies utilisées pour recenser l'offre de stationnement hors rue et sur rue.

2.4.1 Hors-Rue

Chester et al. (2015) utilisent des données basées sur le rôle foncier, un modèle de croissance de la construction et des données de recensement croisées avec les minimums de stationnement issus des codes d'urbanisme pour inférer la capacité de stationnement de la région de Los Angeles depuis les années '50. Les auteurs indiquent qu'ils estiment que les minimums mis en place sont probablement le nombre de places construites du fait de la valeur marginale basse de la place de stationnement par rapport à la construction de bâtiments. Chester et al. estime la capacité de stationnement en utilisant une méthode similaire basée sur les codes d'urbanismes et les données foncières pour la région de San Francisco (Chester et al., 2022) et Phoenix (Hoehne et al., 2019). Scharnhorst (2018) fait pour sa part un inventaire de 5 régions métropolitaines aux États-Unis utilisant encore une fois des méthodes basées sur les codes d'urbanisme en vigueur à la période de construction. Ce dernier n'est cependant pas revu par les pairs.

Il est important de noter que ce type d'inventaire fait l'hypothèse que les promoteurs immobiliers construisent le minimum de places possibles. Stangl (2019) indique que les promoteurs immobiliers ne respectent pas nécessairement cette hypothèse car leur but est de minimiser les risques d'invendus et leurs perceptions ne sont pas alignées avec l'utilisation réelle des stationnements. Ironiquement, les développeurs ont tendance à bâtir plus de stationnements dans des voisinages de typologie « Old Urban » (Voulgaris et al., 2017) alors que ce sont précisément les quartiers où les gens ont une plus faible propension à conduire. Stangl (2019) comporte des entrevues avec des promoteurs immobiliers qui illustrent l'effet structurant des minimums de stationnement sur les décisions de construction, mais aussi certains biais dans la prise de décision vis-a-vis du stationnement.

2.4.2 Sur-rue

Bourdeau (2014) détaille une méthode d'inventaire de places de stationnement sur rue basé sur l'utilisation des données de bords de réseau routiers, de panneaux de stationnement et d'archive cadastrale indiquant les entrées charretières pour déterminer le nombre de places de stationnements sur rue. Cette approche permet de mieux identifier les limites règlementaires et temporelles que les approches utilisées par Chester et al. (2022) et Scharnhorst (2018).

En effet, ces dernières n'enlèvent de la capacité que sur une base de moyennes pour les intersections, arrêts de bus sans prendre en compte la géométrie locale ou des contraintes qui ne peuvent être adéquatement capturées par OpenStreetMap (OSM). Dans les 2 cas ci-haut, l'inventaire sur rue est fait avec des largeurs d'intersection moyenne, avec des retraits pour les entrées et la règlementation utilisant des heuristiques plutôt que la réalité du terrain.

2.5 Méthodes d'inventaire basées sur l'imagerie aérienne sans apprentissage machine

Akbari et al. (2003) utilisent des orthophotos en couleur avec une résolution de 0.3m pour identifier le pourcentage d'utilisation des sols de différentes surfaces (bâtiments, verdure, stationnements, etc.). Une approche de Monte-Carlo est utilisée où un sous-ensemble de pixels se voit assigner une utilisation des sols manuellement pour chaque sous-ensemble de photos basé principalement sur la couleur du pixel. Le nombre de pixels manuellement identifié est validé contre la convergence du pourcentage d'utilisation des sols jusqu'à un seuil de 1%. Une fois ce sous-ensemble identifié, l'utilisation des sols est assignée à l'ensemble des pixels de l'orthophoto. Akbari et al. ne font pas de distinction entre la voirie et le stationnement sur rue.

Davis et al. (2010) recensent un sous ensemble de codes postaux manuellement avant d'utiliser une régression pour estimer le stationnement sur l'ensemble d'un territoire. Une régression basée sur une codification d'« urbanité » des codes postaux issue du recensement est ensuite utilisée pour inférer l'offre de stationnement hors rue non résidentielle sur un territoire s'étendant sur 4 états dans le Midwest des États-Unis. La méthode est validée sur un sous-ensemble de données qui n'est pas utilisé pour la régression et les auteurs constatent une erreur de 5% entre la valeur inférée par régression et la valeur mesurée manuellement pour le sous-ensemble de contrôle. Comme l'étude précédente, cette étude n'inclut que le stationnement hors rue.

2.6 Méthodes d'inventaire basées sur l'imagerie aérienne et l'apprentissage machine

L'augmentation de la capacité de calcul numérique et la démocratisation des méthodes d'apprentissage machine a mené Hellekes et al. (2023) à utiliser la photographie aérienne et des données OSM pour identifier les aires de stationnement à l'aide d'une méthode Dense-U-Net. D'autre part, les auteurs utilisent plusieurs ensembles d'orthophotos d'une même zone et les données OSM pour identifier les zones de stationnement non démarquées, intermittentes ou informelles comme les trottoirs et jardins. Des méthodes de régression Bayesienne sont

utilisées pour introduire explicitement l'incertitude dans la reconnaissance de l'objet de stationnement. Henry et al. (2021) est un autre article par la même équipe de recherche qui donne un aperçu des différentes méthodes d'apprentissage machine utilisées jusqu'à présent pour identifier des objets dans un périmètre urbain. D'autre part, ils indiquent que la méthodologie de fusion choisie influe sur les résultats en fonction du type d'objet reconnu. Par exemple, l'inclusion des données OSM améliore l'identification de routes et de voies d'accès, mais nuit à l'identification de stationnement.

Y. Yin et al. (2022) est un autre article portant sur l'inventaire de stationnement en utilisant des méthodes d'apprentissage machine pour détecter des stationnements. En plus d'utiliser l'imagerie satellite, les auteurs utilisent des données OSM pour ajouter du contexte et voient une amélioration la métrique de détection Intersection over Union (IoU) d'environ 2.5% en ajoutant 2 dimensions supplémentaires au tenseur d'images. Les auteurs ont en effet pris les couches de bâtiments et de routes d'OSM pour donner plus de contexte aux algorithmes d'apprentissage machines. Les éléments OSM ont généré 15 dimensions supplémentaires au tenseur qui ont été réduit à 3 par convolution et avec une activation en utilisant une fonction tanh. Ce résultat est ensuite additionné au 3 dimensions d'une image RGB. Ils ont par la suite étallonné leur méthode avec plusieurs algorithmes de segmentation d'image : U-Net, U-Net++, LinkNet, D-LinkNet, FPN, PAN, DeepLab v3 et Deeplab v3+. Les algorithmes ont été testés avec et sans contexte et les auteurs constatent que l'algorithme DeepLab v3 performe le mieux particulièrement sur les stationnement de plus petite taille.

2.7 Apprentissage machine

2.7.1 Principe de base

Selon l'Office Québécois de la Langue Française (OQLF)(OQLF, 2024), la définition de l'apprentissage profond est la suivante :

Définition 1. *Mode d'apprentissage automatique généralement effectué par un réseau de neurones artificiels composé de plusieurs couches de neurones hiérarchisées selon le degré de complexité des concepts, et qui, en interagissant entre elles, permettent à un agent d'apprendre progressivement et efficacement à partir de mégadonnées.*

D'un point de vue mathématique, l'apprentissage est obtenu en représentant les données sous forme matricielle ou vectorielles et en les soumettant à plusieurs opérations algébriques simples successivement de manière à ce que le code produise une sortie désirée. Le problème est formulé non pas en demandant à ce que le logiciel performe des opérations spécifiques, mais en spécifiant une architecture de réseau et un ensemble de pondérations à modifier pour minimiser une fonction de perte donnée.

2.7.2 Le pipeline d'apprentissage machine

Survol

Cette section va décrire le processus utilisé pour obtenir des résultats dans le champs de l'apprentissage machine. Ce processus est souvent appelé « pipeline d'apprentissage machine ». Il est décliné en 6 étapes :

1. Préparation des données
2. Ingénierie des caractéristiques
3. Développement du réseau et entraînement
4. Évaluation des résultats et amélioration du modèle
5. Déploiement et suivi

Les sections suivantes détailleront les opérations à chaque étape

Collection et préparation des données

La préparation des données consiste à prendre un ensemble de données et au besoin le nettoyer, enlever les données abérantes, de mettre à l'échelle les données et la création d'un ensemble de données d'apprentissage et d'un ensemble de validation.

Ingénierie des caractéristiques

L'ingénierie des caractéristiques consiste à créer des variables intermédiaires, catégoriques ou de traiter les données de manière à améliorer la capacité prédictive du modèle d'apprentissage machine dans l'extraction des données pertinentes.

Sélection, codage et entraînement du modèle

Cette partie du « pipeline » est le cœur de l'opération. À cette étape, une méthode d'extraction des données est choisie et implémentée. Le modèle peut être un modèle personnalisé ou issue de la littérature ou d'une librairie pré construite. Deux méthodes sont potentiellement applicables à l'apprentissage. Un modèle pré-existant, avec ses pondération peut être appliqué à un nouveau problème en utilisant de l'apprentissage de transfert (« Transfer Learning » en anglais) ou le modèle peut être entraîné à partir de pondérations initiales aléatoires. L'apprentissage itère au travers de l'ensemble de données en mettant les données en lots (« Batch » en anglais) et en modifiant les pondération de manière à minimiser la fonction de pertes. À chaque fois que le modèle complète une itération au travers de l'ensemble des données, une époque (« epoch » en anglais) est dite complétée. La plupart du temps, la fonction de perte utilisée est compilée pour l'ensemble d'entraînement et de validation à la fin de chaque époque pour permettre d'évaluer la convergence du modèle, ainsi que le degré de sur-ajustement potentiel du modèle. Un modèle est dit sur-ajusté s'il prédit bien sur l'ensemble d'apprentissage mais mal sur l'ensemble de validation. Dans certains, la vitesse de prédiction où la taille des modèles peut-être un facteur limitant si le modèle doit être implémentée sur un appareil mobile ou sur des applications temps réel.

Évaluation du modèle

Une fois l'apprentissage completé, le modèle peut-être évalué de différentes manières. Plusieurs indicateurs mesurent le degré de précision du modèle, la vitesse de sa convergence peuvent être évalués en fonction de l'utilisation désirée du modèle. En vision numérique, le degré de similarité entre les données d'apprentissage annotées et les prédictions est souvent la métrique d'évaluation de prédilection.

Déploiement et suivi

À cette étape, le modèle est déployé. Le suivi consiste principalement à recenser les comportement abhérants du modèle et les réintégrer dans le modèle au besoin.

2.7.3 Principe de base des réseaux de neurones

Le principe de base des réseaux de neurones et qu'en implémentant de multiples couches de fonction linéaires couplées avec des fonctions d'activation, il est possible de reproduire des tâches ou fonctions complexes.

Le neurone

Chaque neurone dans un réseau est une opération algébrique avec une fonction d'activation :

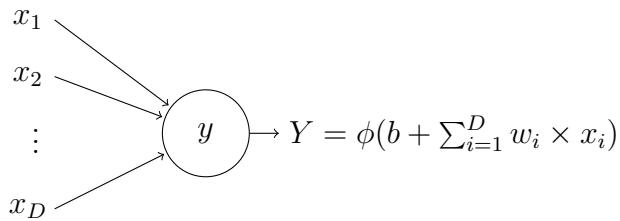


FIGURE 2.5 Un neurone dans un réseau de neurone

La fonction ϕ est une fonction d'activation qui sera détaillée dans la section 2.7.4.

Réseau de neurones simple

Un réseau de neurone arrange plusieurs neurones en série ou en parallèle où les pondérations sont altérées pour permettre de faire des tâches variant en complexité. Une couche est un ensemble de neurones qui est le résultat d'un même nombre d'opérations algébriques. Les différentes couches peuvent avoir des nombres de neurones variables. La couche entrante est le premier ensemble de données qui est fourni au réseau et la couche sortante est la dernière couche de neurones en sortie à l'analyste. La figure 2.6 montre une architecture hypothétique de réseau de neurones.

Le réseau montré à la figure 2.6 est dit pleinement connecté si sa valeur est une somme pondérée de l'ensemble des couches précédentes.

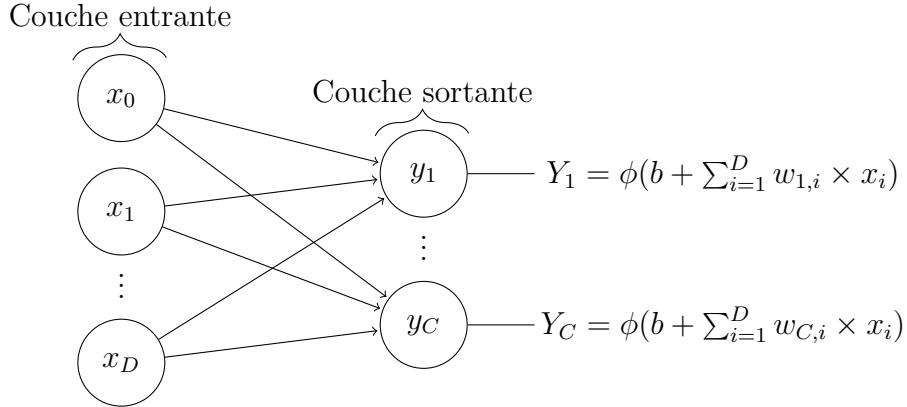


FIGURE 2.6 Réseau de neurones à couche simple

Réseau de neurones multicouches

Plusieurs couches dites « cachées » peuvent être ajoutées entre l'entrée et la sortie du réseau de neurones pour permettre de traiter des problèmes plus ou moins complexes. L'enjeu comporte cependant des compromis puisque l'ajout de couches ajoute des paramètres à ajuster, augmentant la taille du modèle. D'autre part, plus le nombre de paramètres est grand, plus la contribution d'une pondération est petite. Ce problème est nommé le problème de « disparition de gradient » dans la littérature.

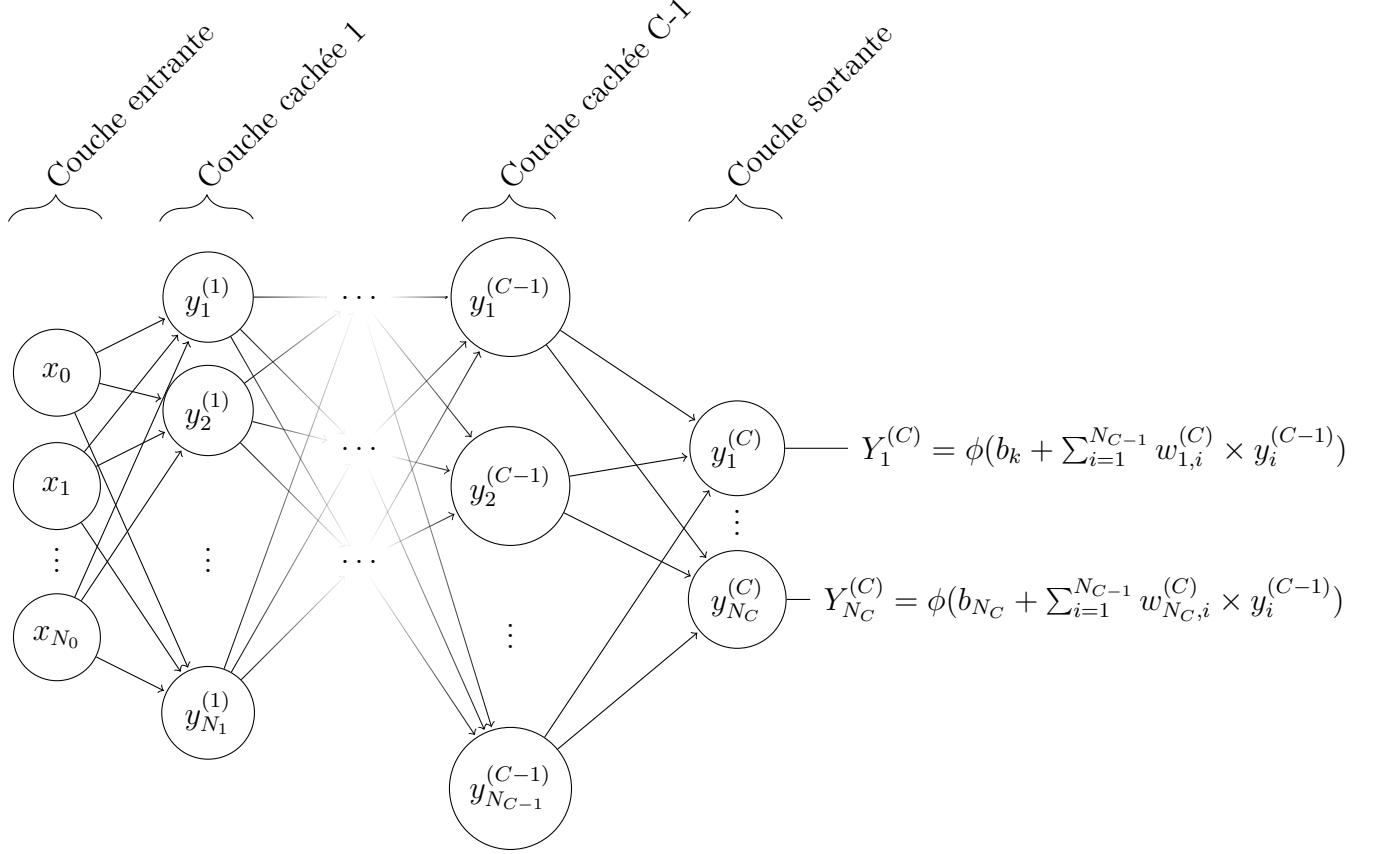


FIGURE 2.7 Réseau de neurones à couches multiples

2.7.4 Opérations communes dans l'apprentissage machine

La fonction de perte

La fonction de perte de perte est la fonction objectif que le réseau de neurones essaie de minimiser. Azad et al. (2023) et Jadon (2020) donnent un survol des principaux types de fonction de pertes et de leur applicabilité pour différentes tâches de segmentation d'image. Le choix d'une fonction de perte est dépendant de la taille de l'objet à détecter et de l'équilibre entre les différentes classes à détecter :

Entropie Croisée L'entropie croisée est une mesure de la distance statistique entre deux ensembles et a été introduite par Shannon (1948). Ici elle mesure la distance entre la prédiction du modèle et les annotations sur les données entrantes. Pour donner une distribution de probabilité, une fonction softmax est appliquée aux résultantes du réseau de neurones. Les équations 2.1, 2.2 et 2.3 donnent la définition formelle de l'entropie croisée (Wallach, 2024).

$$EC = -\frac{1}{I \times N} \sum_{n=1}^{N_{images}} \sum_{i=1}^{N_{pixels}} \sum_{j=1}^{N_{classes}} r_{ij}^n \log p_{ij}^n \quad (2.1)$$

$$r_{ij}^n = \begin{cases} 1, & \text{si le pixel } i \text{ de l'image } n \text{ appartient à la classe } j \text{ dans l'annotation d'entraînement} \\ 0, & \text{autrement} \end{cases} \quad (2.2)$$

$$p_{ij}^n \in [0, 1] \text{ est la prédition du modèle concernant la catégorie } j \text{ pour le pixel } i \quad (2.3)$$

r_{ij}^n est la classe(j) annotée du pixel i de l'image n et p_{ij}^n est la probabilité prédite par le modèle que le pixel i de l'image j appartienne à la classe j. La probabilité est obtenu en appliquant une fonction softmax aux sorties du modèle.

Entropie Croisée binaire L'entropie croisée peut être utilisé pour un problème de classification binaire. Dans ce cas, il n'y a que 2 classes (vrai ou faux). L'entropie croisée binaire peut donc être représenté par les équations 2.4, 2.5 et 2.6

$$ECB = -\frac{1}{I \times N} \sum_{n=1}^{N_{images}} \sum_{i=1}^{N_{pixels}} r_{iV}^n \log p_{iV}^n + (1 - r_{iV}^n) \log (1 - p_{iV}^n) \quad (2.4)$$

$$r_{iV}^n = \begin{cases} 1, & \text{si le pixel } i \text{ de l'image } n \text{ appartient à la classe d'identification dans l'annotation d'entraînement} \\ 0, & \text{autrement} \end{cases} \quad (2.5)$$

$$p_{iV}^n \in [0, 1] \text{ est la probabilité que le pixel } i \text{ appartienne à la classe identifiée} \quad (2.6)$$

Coefficient de Dice Le coefficient de Dice trouve ses origines dans les sciences de la nature (Dice, 1945) et est défini aux équations 2.7 et 2.8.

$$CDS = \frac{2 \times |X \cap Y|}{|X| + |Y|} \quad (2.7)$$

$$CDS = \frac{2 \times VP}{2 \times VP + FP + FN} \quad (2.8)$$

Métriques pour l'évaluation

Indice de Jaccard L'indice de Jaccard provient lui aussi des sciences de la nature (Jaccard, 1901) et est plus communément utilisé comme fonction pour l'évaluation de différentes méthodes d'apprentissage. Il est très similaire au coefficient de Dice. L'indice de Jaccard est

défini aux équations 2.9 et 2.10. On réfère à cet indice sous le nom d'IoU dans la plupart de la littérature. Il n'est pas utilisé comme fonction de perte puisqu'il n'est pas différentiable et ne se prête donc pas à la rétro-propagation.

$$IoU = \frac{|X \cap Y|}{|X \cup Y|} \quad (2.9)$$

$$IoU = \frac{VP}{VP + FP + FN} \quad (2.10)$$

Justesse ou « Accuracy » La justesse vise à quantifier le pourcentage de prédictions valides du modèle et est définie à l'équation 2.11(Wallach, 2024).

$$Justesse = \frac{VP + VN}{VP + FP + FN + FN} \quad (2.11)$$

Précision La précision indique quel pourcentage des zones identifiées est valide et est définie à l'équation 2.12(Wallach, 2024).

$$Precision = \frac{VP}{VP + FP} \quad (2.12)$$

Rappel ou « Recall » La rappel indique quel pourcentage des zones positives n'ont pas été identifiées. Il est défini à l'équation 2.13(Wallach, 2024).

$$Rappel = \frac{VP}{VP + FN} \quad (2.13)$$

Score F1 Le Score F1 indique la capacité du modèle à faire un compromis entre la précision des prédictions et la capacité à ne pas manquer d'instances. Il est défini à l'équation

$$F1 = \frac{2}{\frac{1}{Rappel} + \frac{1}{Precision}} \quad (2.14)$$

$$F1 = \frac{VP}{VP + \frac{1}{2}(FN + FP)} \quad (2.15)$$

Apprentissage et Rétro-propagation

La rétro-propagation a été introduite comme méthode pour modifier les pondérations des différents opérations algébriques par Rumelhart et al. (1986). La méthode consiste à créer une fonction cumulée d'erreur pour les extrants des réseaux neuronaux. Ensuite, des dérivées partielles sont calculées pour chaque neurones en amont pour trouver la modification

requises pour minimiser la fonction d'erreur. Deux méthodes sont envisagées dans l'article initial. La première, modifie les pondérations après chaque donnée d'entraînement tandis que la deuxième somme les erreurs pour l'ensemble du jeu de données d'entraînement. Une troisième voie existe et est le plus souvent exploitée aujourd'hui qui consiste à calculer les modifications aux pondérations pour des lots de données qui sont des sous-ensemble de l'échantillon complet. En effet, le calcul des pondérations pour chaque échantillon créé des problèmes de stabilité et de convergence pour l'algorithme puisqu'un échantillon peut être à la limite de l'ensemble et créer une grande variation de paramètre mais l'évaluation des dérivées pour l'ensemble de l'échantillon peut être trop honneur en termes de mémoire pour de grands échantillons (Wallach, 2024).

Soit une fonction d'erreur E , et le neurone $y_1^{(C)}$ de la figure 2.7. Il est possible trouver les variation de pondérations qui réduiraient l'erreur par l'équation 2.22 comme le montre Rumelhart et al. (1986) :

$$x_k^C = b_k + \sum_{i=1}^{N_C-1} w_{k,i}^{(C)} \times Y_i^{(C-1)} \quad (2.16)$$

$$Y_k^C = \phi(x_k^C) \quad (2.17)$$

$$E = \sum_{k=1}^{N_C} f(Y_k^C) \quad (2.18)$$

$$\frac{\partial E}{\partial w_{k,i}^{(C)}} \Big|_{w=\vec{w}_t} = \frac{\partial E}{\partial f(Y_k^C)} \cdot \frac{\partial f(Y_k^C)}{\partial w_{k,i}^{(C)}} \quad (2.19)$$

$$\frac{\partial E}{\partial w_{k,i}^{(C)}} \Big|_{w=\vec{w}_t} = \frac{\partial E}{\partial f(Y_k^C)} \cdot \frac{\partial f(Y_k^C)}{\partial Y_k^C} \cdot \frac{\partial Y_k^C}{\partial w_{k,i}^{(C)}} \quad (2.20)$$

$$\frac{\partial E}{\partial w_{k,i}^{(C)}} \Big|_{w=\vec{w}_t} = \frac{\partial E}{\partial f(Y_k^C)} \cdot \frac{\partial f(Y_k^C)}{\partial Y_k^C} \cdot \frac{\partial Y_k^C}{\partial x_k^C} \cdot \frac{\partial x_k^C}{\partial w_{k,i}^{(C)}} \quad (2.21)$$

$$\underbrace{\frac{\partial E}{\partial w_{k,i}^{(C)}} \Big|_{w=\vec{w}_t}}_{\text{Perte / poids}} = \underbrace{\frac{\partial E}{\partial f(Y_k^C)}}_{\text{Perte / fn perte}} \cdot \underbrace{\frac{\partial f(Y_k^C)}{\partial Y_k^C}}_{\text{Fn perte / sortie activation}} \cdot \underbrace{\frac{\partial Y_k^C}{\partial x_k^C}}_{\text{Activation / fn lin.}} \cdot \underbrace{Y_i^{(C-1)}}_{\text{fn lin. / pond.}} \quad (2.22)$$

Dans son implémentation la plus simple, un vecteur de l'ensemble des dérivées partielles $\nabla w_t = \left[\frac{\partial E}{\partial w_{1,1}^{(1)}} \dots \frac{\partial E}{\partial w_{k,i}^{(C)}} \right]$ est multiplié par un paramètre fixe et ajouté au paramètres actuels $\vec{w}_t = [w_{1,1}^{(1)} \dots w_{k,i}^{(C)}]$. Les pondérations pour la prochaine itération donc $\vec{w}_{t+1} = \vec{w}_t - \varepsilon \cdot \nabla w_t$. Dans les méthodes modernes, des paramètres d'inertie et de vitesses sont ajoutés pour améliorer la stabilité des algorithmes. La section 2.7.5 détaillera les algorithmes de descente de gradient les plus communs. Il est important de noter que ces méthodes n'utilisent pas

des méthodes de second ordre (par exemple l'algorithme de Newton-Raphson) pour limiter le temps de calcul

Fonctions d'activation

La fonction d'activation a pour but de rendre la sortie de la convolution non-linéaire. Cette non-linéarisation facilite la détection de lieux d'intérêt en créant un démarcation claire entre les zones où il y a un fort potentiel d'activation et où il n'y en a pas. 3 fonctions sont typiquement utilisées à cette fin :

- une fonction sigmoïde utilisée dans les fonctions logistique pour assurer une frontière entre 1 et zéro $f(x) = 1/(1 + e^{-x})$
- une fonction de tangente hyperbolique $f(x) = \tanh(x)$
- une fonction de Unité de rectification linéaire ou « Rectified Linear Unit » (ReLU) qui est $f(x) = \max(0, x)$

Sous échantillonage

Le sous-échantillonage a pour but de réduire la dimensionnalité du problème et de réduire la sensibilité du processus à de légères variations (Lecun & Bengio, 1995). En effet, si plusieurs fenêtres successives ont des valeurs similaire d'activation puisqu'elles parcourent sensiblement la même zone du domaine, la fonction max pooling trouve le neurone qui a l'activation la plus forte et assigne cette valeur pour l'entièreté de la zone. La fenêtre du sous échantillonage peut être fixée dans l'architecture du réseau. Boureau et al. (2010) compare comment différentes méthodes de sous échantillonage se comportent et constatent que la méthode de max pooling qui extraie le maximum d'une fenêtre de sous-échantillonage (plutôt qu'une moyenne) tend à mieux performer pour des caractéristiques à faible potentiel d'activation et constatent que ce dernier tend à mieux performer. Le max pooling est la forme de sous-échantillonage la plus commune dans les recherche de l'auteur (He et al., 2016 ; Ronneberger et al., 2015)

Normalisation par lots

La normalisation par lots (Ioffe & Szegedy, 2015) a été introduite comme méthode pour accélérer l'entrainement de réseaux neuronaux. En effet, les variations des intrants dans chaque couche du fait de la modifications des poids dans chaque convolution imposait une limite supérieure au taux d'apprentissage possible (i.e. le taille de pas du changement des pondérations du réseau neuronal) pour éviter que le modèle ne dégénère ou n'arrive dans un minimum local. La normalization par lots ou « Batch Normalization » normalise les extrants

de la couche précédente pour chaque activation ou neurone de la couche. D'autre part, un biais et une pente sont affectés à chaque itération durant la phase d'apprentissage pour normaliser chaque input de neurone avec une moyenne de zéro et un écart type de 1. Lors de la phase d'inférence, les moyennes et écarts types sont affectés pour l'entièreté des échantillons sur le réseau finales. Ces poids sont compensés pour assurer que la normalisation n'efface pas l'effet des poids des opérations de convolution précédent.

2.7.5 Algorithmes de descente de gradients

2.7.6 Fonctionnement général des réseaux neuronaux convolutifs

CETTE SECTION DOIT ÊTRE MIEUX SOURCÉE. PRÉSENTEMENT TIRÉ DE BRIBES SUR INTERNET

Principe de base

Les origines des réseaux neuronaux convolutifs proviennent à l'origine de la neuro-science où des chercheurs utilisaient ces modèles pour tenter d'expliquer les processus de vision (Fukushima, 1980) chez les animaux. L'architecture de convolution vise à identifier des patrons indépendamment de la position d'objet dans le champs de vision. L'idée est qu'un ensemble de données est pondéré plusieurs fois en succession pour extraire une idée abstraite de cet ensemble. Les neurones ou résultantes des multiplications sont dites activées si elles ont des valeur hautes relatives aux autres résultantes. Les multiplications (ou couches) du réseau visent à pondérer les données pour identifier des patrons en répétant les mêmes opérations sur un sous ensemble des données. Le fait de multiplier successivement les données par des poids augmente le niveau d'abstraction à chaque étape. La prémissse de l'apprentissage profond est qu'en modifiant les pondérations successives avec des données annotées, il est possible pour le réseau neuronal de faire de l'inférence sur des tâches et des données similaires avec une fidélité similaire ou supérieure à celle d'annoteurs humains plus rapidement et à moindre coûts. Ce processus d'ajustement des pondérations se fait par rétropropagation où une métrique d'erreur est définie et une méthode des gradients (Rumelhart et al., 1986)

La convolution pour réduire l'ordre du problème

Les premières conceptions de réseau neuronaux étaient pleinement connectées. Dans ces cas, toutes les données sont connectées à chaque neurone et il incombe donc de trouver un poids pour chaque connection entre l'entrée et la sortie, résultant dans des modèles très demandants. D'autre part, les réseaux neuronaux convolutifs ou « Convolutional Neural

Networks (CNN) » réduisent l'ordre du problème de plusieurs manières. Premièrement, plutôt que d'affecter un poids à chaque connection entre l'entrée et la sortie, les CNN appliquent les mêmes poids à un sous ensemble des entrées au sein d'une fenêtre et déplacent ensuite la fenêtre d'un pas prédéterminé et ré-appliquent la même formulation. Ces pondérations sont appelées noyau de convolution ou « kernel ». Ces noyaux constituent une empreinte pour un patron dans les données (Lecun & Bengio, 1995). Cela fait en sorte que même si 10000 connections existent dans un réseau convolutif, les connections sont contrôlées par seulement 2600 paramètres.

2.7.7 Fonctionnement général des réseaux de transformateurs

2.7.8 Types de problèmes de vision numérique

Les problèmes de reconnaissance d'images se divisent en trois types de solution ; la classification consiste à dire si une image contient un objet ou appartient à une classe d'image ; la détection consiste à trouver un objet dans une image et à l'illustrer typiquement au moyen d'une boîte englobante ; la segmentation sert à illustrer les contours détaillés d'un objet, les classifications se font typiquement pixel par pixel selon différentes classes. Les méthodes de segmentation d'instance sont un hybride des méthodes de détection et de segmentation. Dans ces problèmes, des instances de chaque type sont identifiées au moyen de boîtes englobantes puis un masque est généré pour le type pour illustrer l'objet. La figure 2.8 représente le résultat de différents processus d'apprentissages sur une même image : Les processus varient aussi

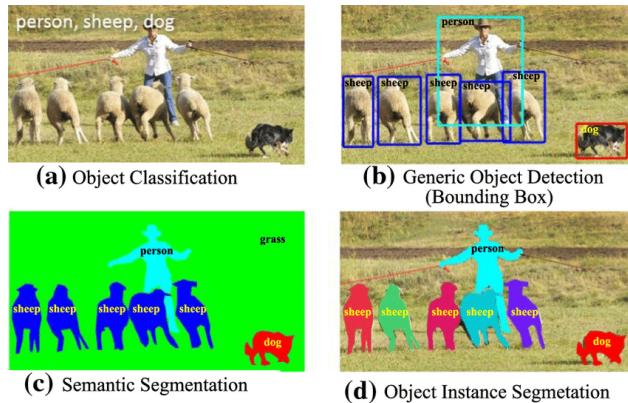


FIGURE 2.8 Résultat de différentes méthodes de vision par ordinateur pour une même image. vérifier droits d'auteurs Source : Minaee et al., 2022

dans leur résultante. Tandis que les modèles de segmentation pure feront une affectation de la même couleur à plusieurs objets d'un même type, la segmentation d'instance rend le processus de post traitement des raster plus simple en donnant une couleur différente à chaque

instance d'un même type d'objet. Cette dernière propriété a le mérite de potentiellement faciliter le post traitement des résultats.

2.7.9 Algorithmes de segmentation sémantique basés sur la convolution

U-Net

U-net a initiallement été développé comme méthode de segmentation d'imagerie médicale par Ronneberger et al. (2015). Dans son implémentation initiale, le diagramme du réseau est donné à la figure 2.9. L'architecture peut être séparée en deux grandes phases. À gauche, il ya

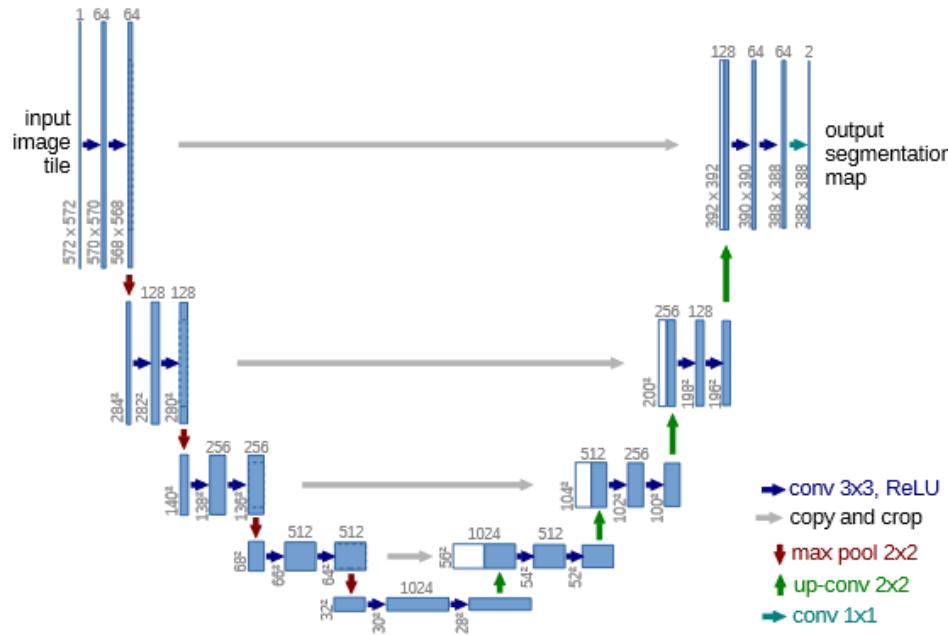


FIGURE 2.9 Architecture de réseau U-net (Ronneberger et al., 2015)

une phase d'encodage qui est constituée de 4 sous blocs. Chaque sous bloc est constituée de deux opérations de convolution 3x3 et d'activation ReLu suivie d'un sous-échantillonage utilisant max-pool pour augmenter le niveau d'abstraction, créer un carte de caractéristiques de plus en plus grossière et abstraite. Au niveau d'abstraction le plus haut, une carte de caractéristique de 32x32 est créée au goulot d'étranglement du réseau. La partie de droite constitue le décodeur. Dans cette phase, la carte des caractéristiques des niveaux d'abstraction supérieurs est sur échantillonée, concatennée avec le résultat de convolution, puis passe par une opération de double convolution. Le processus est repété jusqu'à revenir à la résolution de départ pour générer le masque de segmentation de l'image avec un convolution 1x1 finale.

Plusieurs implémentations ont été trouvées qui créaient des masques de la même taille que l'image d'origine en utilisant du garnissage de zéro

Dense U-Net

DenseLabV3+

2.7.10 Algorithmes de segmentation d'instance basés sur la convolution

La première est la segmentation sémantique qui consiste à séparer des pixels dans une image par classe. La deuxième est la segmentation d'instance. Cette dernière reconnaît des objets, le classifie et en extraie le contour. He et al. (2018) est l'article original sur la méthode qui a par la suite été adapté dans un contexte de reconnaissance SIG (Pešek, 2018) ou pour la reconnaissance automatique de terrains sportifs pour réinjecter les polygones directement dans OSM (Remillard, 2024).

Fritz (2020) développe plusieurs estimés de segmentation d'instance pour des bâtiments à l'aide de deux modèles. Le premier est celui cité plus haut(He et al., 2018) tandis que le deuxième est un modèle de segmentation d'image modifié pour segmenter les instances (Iglovíkov et al., 2018) une fois la segmentation d'image complétée

2.7.11 Algorithmes de segmentation sémantique basée sur les transformateurs

2.7.12 Algorithmes de segmentation d'instance basés sur les transformateurs

2.7.13 Jeux de données disponibles à l'entraînement

Deux enjeux sont critiques au succès d'un projet d'apprentissage machine. La présence d'un modèle adapté à la tâche en cours et la présence d'un jeu de donnée annoté qui peut être utilisé pour ajuster les poids initiaux du modèle pour permettre de modifier les poids du modèle et permettre de l'appliquer à de grands ensembles de données. Le tableau suivant résumera les jeux de données actuellement disponibles pour la segmentation sémantique en milieu urbain :

Nom	Origine	$N_{classes}$	Classes pertinentes au stationnement	Point de vue
CNRParkEXT	Amato et al., 2017	2	Places occupées, places libres	Caméra de surveillance
PKLot	de Almeida et al., 2015	2	Places occupées, places libres	Caméra de surveillance
APKLot	Hurst-Tarrab et al., 2020	1	Grappes	Imagerie satellite
Skyscapes	Azimi et al., 2019	31	Aires pavées, aires non-pavées	Orthophotos
Grab-PkLot	Y. Yin et al., 2022	1	Aires de stationnement	Orthophotos

TABLEAU 2.2 Jeux de données annotés de segmentation sémantique en milieu urbain

CHAPITRE 3 MÉTHODOLOGIE

La section méthodologique sera divisée en trois sections. La première présentera les jeux de données disponibles dans le contexte de la ville de Québec. La deuxième présentera une plan d'ensemble de la méthodologie et des moyens encourus pour faire l'inventaire du stationnement et la troisième présentera les méthodes et indicateurs utilisés pour analyser l'offre, la demande et le degré d'utilisation du stationnement.

3.1 L'outil d'analyse du stationnement idéal

Cette section va décrire une méthodologie d'analyse qui pourrait être utilisé par un praticien pour évaluer le stationnement, ces effets sur la mobilité et les externalités qui y sont reliés. Deux grands types d'analyses sont possible : un diagnostic de la situation actuelle et l'évaluation de changements de politique sur la mobilité des personnes et des marchandises ainsi que les externalités qui y sont reliées. Ce mémoire n'a pas pour but de faire l'ensemble de l'analyse mais cette section veut établir un cadre d'analyse global et illustrer les chainons manquants actuels et où il contribuera à cet ensemble global.

3.1.1 Indicateurs pertinents

3.1.2 Diagnostique de l'état actuel

Étapes du diagnostic

Évaluation de l'offre

Estimation de l'offre sur rue

Analyse de la règlementation passée

Estimation de la capacité par méthode règlementaire

Estimation de la capacité par inventaire direct

Estimation de la capacité par imagerie satellite

Consolidation d'une estimation de capacité à partir des différentes méthodes d'estimation

Évaluation de la demande

Estimation de la demande à partir des enquêtes OD

Comptage manuel de véhicule sur le terrain

Comptage automatisé des véhicules

Comptage par caméra sur véhicule gouvernemental

Comptage analyse d'image aéroportée

Comptage à partir de caméra de sécurité

Ajout de capteurs aux places de stationnement

Évaluation de l'utilisation de la capacité

Influence de l'utilisation de la capacité sur la mobilité des personnes

Évaluation des coûts de remplacement et d'opportunité de l'état actuel

Diagramme de la procédure de diagnostique

3.1.3 Évaluation de politiques futures

Élaboration de scénarios

Évaluation de l'effet des scénarios sur l'offre de stationnement

Évaluation de la variation de l'offre sur la mobilité des personnes

Évaluation des indicateurs de la mobilité sur l'effet

Diagramme de la méthodologie d'analyse

3.2 Portée du mémoire

3.3 Données Intrantes

3.3.1 SIG

Synthèse des données disponibles

Le tableau 3.1 résume les données disponibles pour la ville de Québec et leur source.

Géobase	Type	Description	Source	Date téléchargement.
vdq-panneaux stationnement	Points	Panneaux de stationnement sur rue	Ville de Québec / Données Québec	5 mai 2024
vq_quartiers	Polygones	SIG des quartiers de la ville de Québec	Ville de Québec / Données Québec	5 mai 2024
vdq-bornesfontaines	Points	Bornes fontaines sur rue	Ville de Québec / Données Québec	12 mai 2024
vq_reseau_routier_2023	Polylinnes	Bords de voiries pour circulation automobile	Ville de Québec / Geo-index	12 juin 2023
vq_stationnement_2021	Polylinnes	Bords des aires de stationnement hors rue	Ville de Québec / Geo-index	8 mai 2021
vdq_voie_publique	Lignes	Centres de chaussées trottoirs séparés et pistes cyclables	Ville de Québec / Données Québec	16 avril 2024
vdq-zonage-grille.xlsx	Tableau	Usages autorisés et classification (urbain/structurant/général)	Ville de Québec / Données Québec	8 juin 2024
vdq-zonagemunicipalzones	Polygones	Unités de voisinages selon le zonage municipal	Ville de Québec / Données Québec	6 mai 2024
vdq_intersection_voie_publique	Points	Intersections avec les dispositifs de contrôle	Ville de Québec / Données Québec	8 mai 2024
vdq_quartiers	Polygones	Séparation de la ville en quartiers	Ville de Québec / Données Québec	8 mai 2024
Usages prédominants 2023	Polygones	Usages prédominants du sol	Ministère des Affaires municipales et de l'Habitation	21 mai 2024

Géobase	Type	Description	Source	Date téléchargement.
Arrêts bus et à vélo 2024	Points et polylignes	Arrêts de bus, parcours des lignes et bornes vélo-partage	Réseau de transport de la capitale	31 mai 2023
Année de construction des chaussées	Polylinéaires	Année de construction des rues	Ville de Québec / Géoindex	28 mai 2024
Rôle foncier	Entrées de tableaux	Données en format xml du rôle foncier	Ministère des Affaires municipales et de l'Habitation	28 mai 2024
Rôle foncier géobase	FGDB (Points + tables)	Données SIG du rôle foncier	Ministère des Affaires municipales et de l'Habitation	28 mai 2024
highway	Polylinéaires	Centres de chaussées	OSM	13 mai 2024
parking	points et polygones	Stationnement recensés dans OSM	OSM	2 mai 2024
parking entrance	Points	Entrées de stationnement sous-terrains	OSM	2 mai 2024

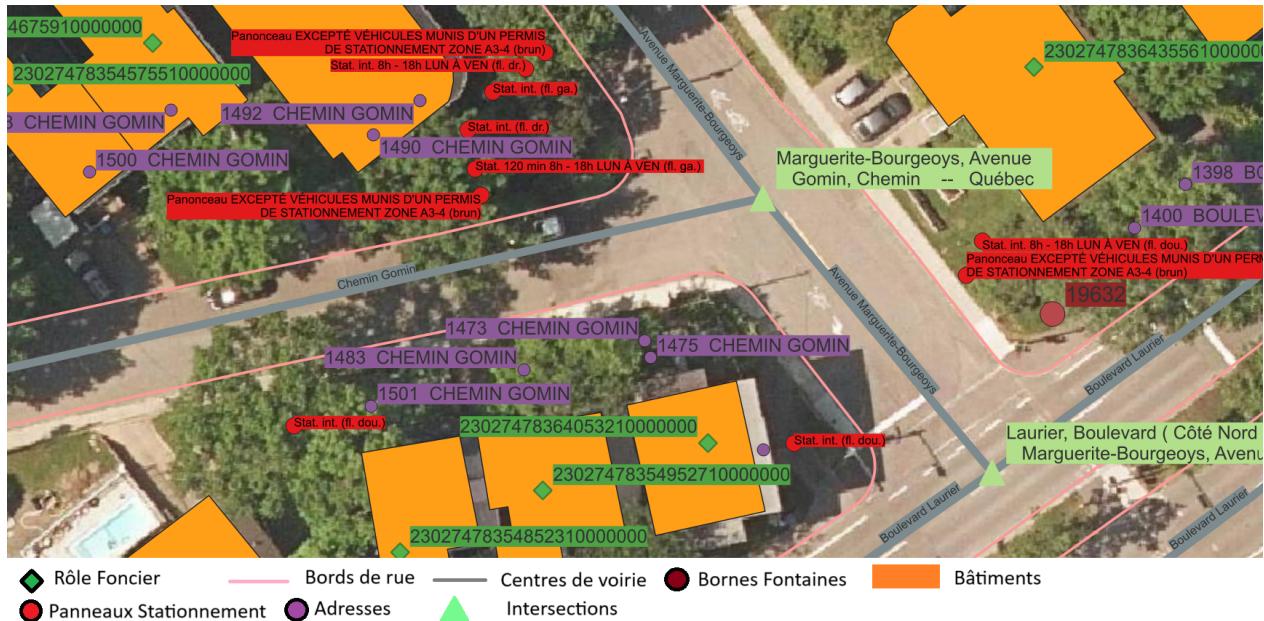
TABLEAU 3.1 Géobases pour le territoire de la ville de Québec

Nom du champs	Type Contenu	Description	Exemple
ID	Entier	Entier identifiant unique pour chaque panneau	370758
TYPE_CODE	Texte	Code d'identification de chaque type de panneau de stationnement	PP1016
DESCRIPTION	Texte	Texte imprimé sur le panneau	Stat. int. 16h-18h LUN À VEN (fl. dou.)

TABLEAU 3.2 Champs de la géobase de panneaux de stationnement de la ville de Québec (Ville de Québec, 2024a)

Illustration - Cas 1 : Coin Gomin / Marguerite-Bourgeoys / Laurier

La section suivante va donner un aperçu de quelques intersections typiques pour illustrer les données disponibles. Les mêmes quelque cas seront illustrés à des fins illustratives. Le but principal est d'illustrer les enjeux. Les figures 3.1a et 3.1b donnent un aperçu des données disponibles pour l'intersection nommée ci-dessus. On constate que plusieurs panneaux sur un même poteau ne sont pas représentés géographiquement au même endroit. D'autre part, la présence de panonceaux donne des exceptions aux limitations de temps de stationnement. De plus, la ville a à sa disposition une géobase de bords de rue mais aucune information n'est disponible pour associer le bord de rue à un tronçon donné. Le même constat est possible pour les panneaux de stationnement dont les seuls informations sont un identifiant, la description et un identifiant de panneau. Ils ne sont pas associés à un tronçon ou un côté de rue. L'une des conséquences de la dispersion des panneaux est aussi la difficulté d'assigner les panneaux à un tronçon aux intersections puisque le panneau peut être plus proche d'un bord de rue autre du fait du décalage des panneaux dans l'espace. Dans ce cas-ci, le panneau Stat. int. (fl. ga.) est à 6m de la rue Marguerite Bourgeoys et 9m de la rue Gomin.



(a) Données linéaires disponibles

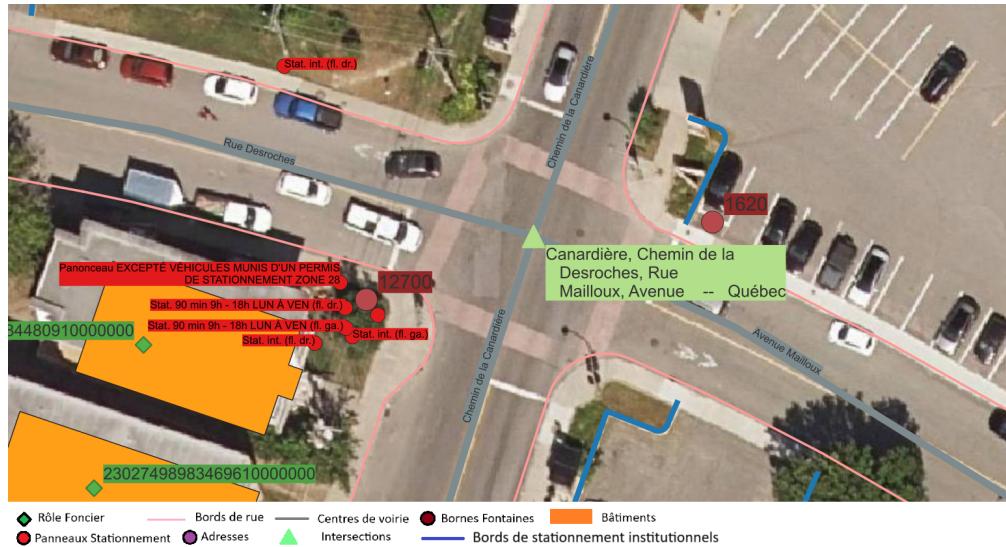


(b) Données polygonales disponibles

FIGURE 3.1 Données disponibles intersection Laurier

Illustration - Cas 2 : Coin de la Canardières - Desroches

Les figures 3.2a et 3.2b illustre les mêmes données à un autre coin de rue. Ici, la localisation des panneaux porte encore plus à confusion puisque les panneaux de 2 tronçons de rue sont quasiment superposés. Il sera donc difficile d'assigner les panneaux aux bords de rues automatiquement lorsque ces derniers sont aux abords des intersections.



(a) Données linéaires disponibles



(b) Données polygonales disponibles

FIGURE 3.2 Données disponibles intersection Desroches / De la Canadière

3.3.2 Entrainement d'apprentissage Machine

Plusieurs ensembles de données ont été créés pour la détection de places ouvertes dans un stationnement. Plus récemment, un ensemble de données annotés a été créé pour

3.3.3 Enquête OD

3.3.4 Imagerie Aérienne

3.3.5 Rôle Foncier

3.3.6 Recensement

3.4 Traitement des données

3.4.1 Prétraitement des données

Panneaux de stationnement

Lisibilité Machine

Les panneaux ne sont pas classifiés de manière à être facilement lisible par machine. Aucun index des panneaux de stationnement n'existe à la connaissance de l'auteur. Une classification semi automatisée en isolant certains morceaux de chaînes de caractères a donc été créée pour rendre les panneaux de stationnement compatibles avec la structure de base de données énoncée dans Bourdeau (2014) et Morency et al. (2022). Le tableau 3.3 liste les champs requis pour définir la fonction d'un panneau de stationnement :

Champs	Type	Description	Valeur possibles
DUREE _MAX_	Entier	Durée maximale de stationnement	0-120
MINUTES			
TYPE_1	Entier	Clientèle spécifique de ce panneau	0-11
TYPE_2	Entier	Clientèle spécifique de ce panneau	0-11
ANNUEL	Booléen	Règlementation applicable à l'année	Vrai-Faux
Date_debut_1	Entier	Date d'entrée en vigueur de la règlementation	0-365
Date_fin_1	Entier	Date de fin de la règlementation	0-365
Date_debut_2	Entier	Date d'entrée en vigueur de la règlementation	0-365
Date_fin_2	Entier	Date de fin de la règlementation	0-365

Champs	Type	Description	Valeur possibles
Q	Booléen	Règlementation applicable de manière quotidienne	Vrai - Faux
Q_d_1	Float	Heure d'entrée en vigueur de la règlementation	0-24
Q_f_1	Float	Heure de fin de la règlementation	0-24
Q_d_2	Float	Heure de début de la deuxième période de validité de la règlementation	0-24
LU	Booléen	Règlementation applicable un lundi (Q est nécessairement faux)	Vrai - Faux
LU_debut_1	Float	Heure d'entrée en vigueur de la règlementation	0-24
LU_fin_1	Float	Heure d'arrêt de la règlementation	0-24
LU_debut_2	Float	Deuxième Heure d'entrée en vigueur de la règlementation	0-24
LU_fin_2	Float	Deuxième Heure d'arrêt de la règlementation	0-24
MA	Booléen	Règlementation applicable un mardi (Q est nécessairement faux)	Vrai - Faux
MA_debut_1	Float	Heure d'entrée en vigueur de la règlementation	0-24
MA_fin_1	Float	Heure d'arrêt de la règlementation	0-24
MA_debut_2	Float	Deuxième Heure d'entrée en vigueur de la règlementation	0-24
MA_fin_2	Float	Deuxième Heure d'arrêt de la règlementation	0-24
ME	Booléen	Règlementation applicable un jeudi (Q est nécessairement faux)	Vrai - Faux
ME_debut_1	Float	Heure d'entrée en vigueur de la règlementation	0-24
ME_fin_1	Float	Heure d'arrêt de la règlementation	0-24
ME_debut_2	Float	Deuxième Heure d'entrée en vigueur de la règlementation	0-24
ME_fin_2	Float	Deuxième Heure d'arrêt de la règlementation	0-24
JE	Booléen	Règlementation applicable un jeudi (Q est nécessairement faux)	Vrai - Faux
JE_debut_1	Float	Heure d'entrée en vigueur de la règlementation	0-24
JE_fin_1	Float	Heure d'arrêt de la règlementation	0-24
JE_debut_2	Float	Deuxième Heure d'entrée en vigueur de la règlementation	0-24
JE_fin_2	Float	Deuxième Heure d'arrêt de la règlementation	0-24

Champs	Type	Description	Valeur possibles
VE	Booléen	Règlementation applicable un vendredi (Q est nécessairement faux)	Vrai - Faux
VE_debut_1	Float	Heure d'entrée en vigueur de la règlementation	0-24
VE_fin_1	Float	Heure d'arrêt de la règlementation	0-24
VE_debut_2	Float	Deuxième Heure d'entrée en vigueur de la règlementation	0-24
VE_fin_2	Float	Deuxième Heure d'arrêt de la règlementation	0-24
SA	Booléen	Règlementation applicable un samedi (Q est nécessairement faux)	Vrai - Faux
SA_debut_1	Float	Heure d'entrée en vigueur de la règlementation	0-24
SA_fin_1	Float	Heure d'arrêt de la règlementation	0-24
SA_debut_2	Float	Deuxième Heure d'entrée en vigueur de la règlementation	0-24
SA_fin_2	Float	Deuxième Heure d'arrêt de la règlementation	0-24
DI	Booléen	Règlementation applicable un samedi (Q est nécessairement faux)	Vrai - Faux
DI_debut_1	Float	Heure d'entrée en vigueur de la règlementation	0-24
DI_fin_1	Float	Heure d'arrêt de la règlementation	0-24
DI_debut_2	Float	Deuxième Heure d'entrée en vigueur de la règlementation	0-24
DI_fin_2	Float	Deuxième Heure d'arrêt de la règlementation	0-24

TABLEAU 3.3 Champs requis dans la base de données de stationnement

Agrégation spatiale de plusieurs panneaux à un même endroit et association contextuelle

Bords de rue

Imagerie aérienne

3.4.2 Conversion à une capacité de stationnement temporellement et spatiallement définie

3.5 Méthode d'analyse

3.5.1 Analyse spatio temporelle de l'offre de stationnement

3.5.2 Analyse spatio temporelle de la demande de stationnement

3.5.3 Analyse d'utilisation de la ressource

CHAPITRE 4 RÉSULTATS

Texte / Text.

CHAPITRE 5 CONCLUSION

Texte / Text.

5.1 Synthèse des travaux

Texte / Text.

5.2 Limitations de la solution proposée

5.3 Améliorations futures

Texte / Text.

RÉFÉRENCES

- Akbari, H., Shea Rose, L., et Taha, H. (2003). Analyzing the Land Cover of an Urban Environment Using High-Resolution Orthophotos. *Landscape and Urban Planning*, 63(1), 1-14. [https://doi.org/10.1016/S0169-2046\(02\)00165-2](https://doi.org/10.1016/S0169-2046(02)00165-2)
- Amato, G., Carrara, F., Falchi, F., Gennaro, C., Meghini, C., et Vairo, C. (2017). Deep Learning for Decentralized Parking Lot Occupancy Detection. *Expert Systems with Applications*, 72, 327-334. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2016.10.055>
- Azad, R., Heidary, M., Yilmaz, K., Hüttemann, M., Karimijafarbigloo, S., Wu, Y., Schmeink, A., et Merhof, D. (2023, décembre). Loss Functions in the Era of Semantic Segmentation : A Survey and Outlook. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2312.05391>
- Azimi, S. M., Henry, C., Sommer, L., Schumann, A., et Vig, E. (2019). SkyScapes Fine-Grained Semantic Understanding of Aerial Scenes. *2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV)*, 7392-7402. <https://doi.org/10.1109/ICCV.2019.00749>
- Blanc, B. R., Gangi, M., Atkinson-Palombo, C., McCahill, C., et Garrick, N. W. (2014). Effects of Urban Fabric Changes on Real Estate Property Tax Revenue : Evidence from Six American Cities. *Transportation Research Record*, 2453, 145-152. <https://doi.org/10.3141/2453-18>
- Bourdeau, J.-S. (2014, août). *Méthodologie d'analyse automatisée des stationnements* [mém. de mast., École Polytechnique de Montréal].
- Boureau, Y.-L., Ponce, J., et LeCun, Y. (2010). A Theoretical Analysis of Feature Pooling in Visual Recognition. *Proceedings of the 27th International Conference on Machine Learning*, 111-118.
- Chatman, D. G., et Manville, M. (2014). Theory versus Implementation in Congestion-Priced Parking : An Evaluation of SFpark, 2011–2012. *Research in Transportation Economics*, 44, 52-60. <https://doi.org/10.1016/j.retrec.2014.04.005>
- Chester, M., Fraser, A., Matute, J., Flower, C., et Pendyala, R. (2015). Parking Infrastructure : A Constraint on or Opportunity for Urban Redevelopment ? A Study of Los Angeles County Parking Supply and Growth. *Journal of the American Planning Association*, 81(4), 268-286.
- Chester, M., Helmrich, A., et Li, R. (2022, février). *Inventorying San Francisco Bay Area Parking Spaces : Technical Report Describing Objectives, Methods, and Results* (rapp. tech.).

- Christiansen, P., Engebretsen, Ø., Fearnley, N., et Usterud Hanssen, J. (2017). Parking Facilities and the Built Environment : Impacts on Travel Behaviour. *Transportation Research Part A : Policy and Practice*, 95, 198-206. <https://doi.org/10.1016/j.tra.2016.10.025>
- Christiansen, P., Fearnley, N., Hanssen, J. U., et Skollerud, K. (2017). Household Parking Facilities : Relationship to Travel Behaviour and Car Ownership. *Transportation Research Procedia*, 25, 4185-4195. <https://doi.org/10.1016/j.trpro.2017.05.366>
- Consortium CIMA+ - Daniel Arbour et associés. (1998). *Inventaire des espaces de stationnement dans la grande région de Montréal - Rapport Final* (rapp. tech.). Montréal.
- Currans, K. M., Abou-Zeid, G., McCahill, C., Iroz-Elardo, N., Clifton, K. J., Handy, S., et Pineda, I. (2023). Households with Constrained Off-Street Parking Drive Fewer Miles. *Transportation*, 50(6), 2227-2252. <https://doi.org/10.1007/s11116-022-10306-8>
- Davis, A. Y., Pijanowski, B. C., Robinson, K. D., et Kidwell, P. B. (2010). Estimating Parking Lot Footprints in the Upper Great Lakes Region of the USA. *Landscape and Urban Planning*, 96(2), 68-77. <https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2010.02.004>
- de Almeida, P. R. L., Oliveira, L. S., Britto, A. S., Silva, E. J., et Koerich, A. L. (2015). PKLot – A Robust Dataset for Parking Lot Classification. *Expert Systems with Applications*, 42(11), 4937-4949. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2015.02.009>
- Diallo, A., Bourdeau, J.-S., Morency, C., et Saunier, N. (2015). Methodology of Parking Analysis. *Canadian Journal of Civil Engineering*, 42(4), 281-285. <https://doi.org/10.1139/cjce-2013-0458>
- Dice, L. R. (1945). Measures of the Amount of Ecologic Association Between Species. *Ecology*, 26(3), 297-302. <https://doi.org/10.2307/1932409>
- Élections Québec. (2021, février). Atlas historique des circonscriptions électorales du Québec.
- Fritz, K. (2020). *Instance Segmentation of Buildings in Satellite Images*.
- Fukushima, K. (1980). Neocognitron : A self-organizing neural network model for a mechanism of pattern recognition unaffected by shift in position. *Biological Cybernetics*, 36(4), 193-202. <https://doi.org/10.1007/BF00344251>
- Gouvernement du Québec. (2024). *Manuel d'évaluation foncière du Québec – Édition 2024* (rapp. tech.). Bibliothèque et Archives nationales du Québec.
- Guo, Z. (2013). Does Residential Parking Supply Affect Household Car Ownership ? The Case of New York City. *Journal of Transport Geography*, 26, 18-28. <https://doi.org/10.1016/j.jtrangeo.2012.08.006>
- He, K., Gkioxari, G., Dollár, P., et Girshick, R. (2018, janvier). Mask R-CNN. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1703.06870>

- He, K., Zhang, X., Ren, S., et Sun, J. (2016). Deep Residual Learning for Image Recognition. *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 770-778. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.90>
- Hellekes, J., Kehlbacher, A., Diaz, M. L., Merkle, N., Henry, C., Kurz, F., et Heinrichs, M. (2023). Parking Space Inventory from above : Detection on Aerial Images and Estimation for Unobserved Regions. *IET Intelligent Transport Systems*, 17(5), 1009-1021. <https://doi.org/10.1049/itr2.12322>
- Henry, C., Hellekes, J., Merkle, N., Azimi, S., et Kurz, F. (2021). Citywide Estimation of Parking Space Using Aerial Imagery and OSM Data Fusion with Deep Learning and Fine-Grained Annotation. *2021 24th ISPRS Congress Commission II : Imaging Today, Foreseeing Tomorrow, July 5, 2021 - July 9, 2021*, 43, 479-485. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLIII-B2-2021-479-2021>
- Hoehne, C. G., Chester, M. V., Fraser, A. M., et King, D. A. (2019). Valley of the Sun-Drenched Parking Space : The Growth, Extent, and Implications of Parking Infrastructure in Phoenix. *Cities*, 89, 186-198. <https://doi.org/10.1016/j.cities.2019.02.007>
- Hurst-Tarrab, N., Chang, L., Gonzalez-Mendoza, M., et Hernandez-Gress, N. (2020). Robust Parking Block Segmentation from a Surveillance Camera Perspective. *Applied Sciences*, 10(15), 5364. <https://doi.org/10.3390/app10155364>
- Iglovikov, V. I., Seferbekov, S., Buslaev, A. V., et Shvets, A. (2018, juin). TernausNetV2 : Fully Convolutional Network for Instance Segmentation. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1806.00844>
- Inci, E. (2015). A Review of the Economics of Parking. *Economics of Transportation*, 4(1), 50-63. <https://doi.org/10.1016/j.ecotra.2014.11.001>
- Ioffe, S., et Szegedy, C. (2015). Batch Normalization : Accelerating Deep Network Training by Reducing Internal Covariate Shift. *Proceedings of the 32nd International Conference on Machine Learning*, 448-456.
- Jaccard, P. (1901). Distribution de La Flore Alpine Dans Le Bassin Des Dranses et Dans Quelques Régions Voisines. *Bulletin de la Société Vaudoise des Sciences Naturelles*, 37(140), 241. <https://doi.org/10.5169/seals-266440>
- Jadon, S. (2020). A Survey of Loss Functions for Semantic Segmentation. *2020 IEEE Conference on Computational Intelligence in Bioinformatics and Computational Biology (CIBCB)*, 1-7. <https://doi.org/10.1109/CIBCB48159.2020.9277638>
- Lecun, Y., et Bengio, Y. (1995). Convolutional Networks for Images, Speech, and Time-Series. *The Handbook of Brain Theory and Neural Networks*.
- Litman, T. A. (2023, novembre). *Comprehensive Parking Supply, Cost and Pricing Analysis* (rapp. tech.). Victoria Transport Policy Institute. Victoria, BC.

- McCahill, C. T., Garrick, N., Atkinson-Palombo, C., et Polinski, A. (2016). Effects of Parking Provision on Automobile Use in Cities : Inferring Causality. *Transportation Research Record*, 2543(1), 159-165. <https://doi.org/10.3141/2543-19>
- Minaee, S., Boykov, Y., Porikli, F., Plaza, A., Kehtarnavaz, N., et Terzopoulos, D. (2022). Image Segmentation Using Deep Learning : A Survey. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 44(7). <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2021.3059968>
- Morency, C., Bourdeau, J.-S., et Verreault, H. (2022, février). *Développement et Mise En Place d'un Inventaire Dynamique de Stationnement à Montréal* (rapp. tech.). Polytechnique Montréal. Montréal, QC.
- Morency, C., Paulhiac Scherrer, F., et Meloche, J.-P. (2017). *Le stationnement dans la métropole : bâtir des connaissances pour une mobilité urbaine durable - CRE Montréal* (F. Gravel, Éd. ; rapp. tech.). Conseil Régional de l'Environnement de Montréal.
- OQLF. (2024, juillet). apprentissage profond.
- Pesek, B. O. (2018). *Mask R-CNN in GRASS GIS* [mém. de mast., CZECH TECHNICAL UNIVERSITY IN PRAGUE].
- Remillard, J. (2024, juin). Jremillard/Images-to-Osm.
- Ronneberger, O., Fischer, P., et Brox, T. (2015). U-Net : Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation. In N. Navab, J. Hornegger, W. M. Wells et A. F. Frangi (Éd.), *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2015* (p. 234-241). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-24574-4_28
- Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., et Williams, R. J. (1986). Learning representations by back-propagating errors. *Nature*, 323(6088), 533-536. <https://doi.org/10.1038/323533a0>
- Scharnhorst, E. (2018, mai). *Quantified Parking : Comprehensive Parking Inventories for Five U.S. Cities* (rapp. tech.). Research Institute For Housing America.
- Shannon, C. E. (1948). A Mathematical Theory of Communication. *The Bell System Technical Journal*, 27(3), 379-423. <https://doi.org/10.1002/j.1538-7305.1948.tb01338.x>
- Shoup, D. (2005). *High Cost of Free Parking*. Routledge. <https://doi.org/10.4324/9781351179539>
- Stangl, K. (2019). Parking ? Lots ! Parking Over the Minimum in Los Angeles. <https://doi.org/10.17610/T65P41>
- Translink et Metro Vancouver Regional Planning. (2019, mars). *The 2018 Regional Parking Study* (rapp. tech.). Vancouver, BC.
- van Ommeren, J., Wentink, D., et Dekkers, J. (2011). The Real Price of Parking Policy. *Journal of Urban Economics*, 70(1), 25-31. <https://doi.org/10.1016/j.jue.2011.02.001>

- Vickrey, W. (1994). Statement to the Joint Committee on Washington, DC, Metropolitan Problems (with a foreword by Richard Arnott and Marvin Kraus) - ScienceDirect (R. Arnott et M. Kraus, Éd.). *Journal of Urban Economics*, 36(1), 42-65. <https://doi.org/10.1006/juec.1994.1025>
- Ville de Montréal. (2016). Politique de Stationnement.
- Ville de Québec. (s. d.). Repères Chronologique Concernant La Ville de Québec.
- Ville de Québec. (1995, mars). Règlement Sur Le Zonage et l'urbanisme.
- Ville de Québec. (2024a, avril). Panneaux de signalisation - Stationnement - Panneaux de stationnement - Données Québec.
- Ville de Québec. (2024b, mai). Adoption Du Règlement Modifiant Le Règlement d'harmonisation Sur l'urbanisme et Les Règlements d'arrondissement Sur l'urbanisme Relativement Au Nombre Minimal de Cases de Stationnement Requis Pour Un Usage de La Classe Habitation, R.V.Q. 3303.
- Voulgaris, C. T., Taylor, B. D., Blumenberg, E., Brown, A., et Ralph, K. (2017). Synergistic Neighborhood Relationships with Travel Behavior : An Analysis of Travel in 30,000 US Neighborhoods. *Journal of Transport and Land Use*, 10(1).
- Wallach, D. (2024). *Le deep learning pour le traitement d'images : classification, détection et segmentation avec Python et TensorFlow* (Éditions ENI). Saint-Herblain.
- Weinberger, R., Seaman, M., et Johnson, C. (2009). Residential Off-Street Parking Impacts on Car Ownership, Vehicle Miles Traveled, and Related Carbon Emissions : New York City Case Study. *Transportation Research Record*, 2118(1), 24-30. <https://doi.org/10.3141/2118-04>
- Yin, C., Shao, C., et Wang, X. (2018). Built Environment and Parking Availability : Impacts on Car Ownership and Use. *SUSTAINABILITY*, 10(7), 2285. <https://doi.org/10.3390/su10072285>
Web of Science ID : WOS :000440947600176.
- Yin, Y., Hu, W., Tran, A., Kruppa, H., Zimmermann, R., et Ng, S.-K. (2022). A Context-enriched Satellite Imagery Dataset and an Approach for Parking Lot Detection. *2022 IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV)*, 1391-1400. <https://doi.org/10.1109/WACV51458.2022.00146>