

# **Utilisation du machine learning pour l'obtention de données historiques de bâti et usage des sols**

**Pierre-Philippe Combes**

Sciences Po - Cnrs, Paris

- Grand nombres de sources historiques très riches mais sous utilisées car sous forme papier uniquement.
  - Cartes.
  - Fiches individuelles de recensement.
  - Registres d'écrou, archives comptables, bancaires ...
- Le machine learning / intelligence artificielle permet un encodage automatisé de ces sources.
- Illustration aujourd'hui sur le bâti et l'usage des sols.

# Main sources: Four series of French historical maps since 1750

Cassini, 1750-1790

Les premières à utiliser  
la triangulation pour la  
couverture d'un  
pays en entier

1/86,400



Etat-Major 1830-1866

Cartes militaires

Nombreux usages du  
sol distingués

1/40,000



Scan50, 1959

A partir de photos  
aériennes

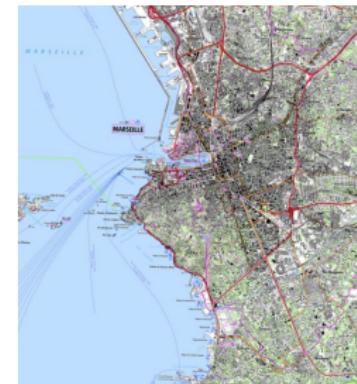
Plus de symboles,  
moins de couleur

1/50,000



2020

Données géocodées  
information sur  
la plupart des usages  
des sols



# 1760: Cassini maps, Paris



Paris, 1760

1760: Cassini maps, Paris



# 1860: Cartes Etat-Major, Paris

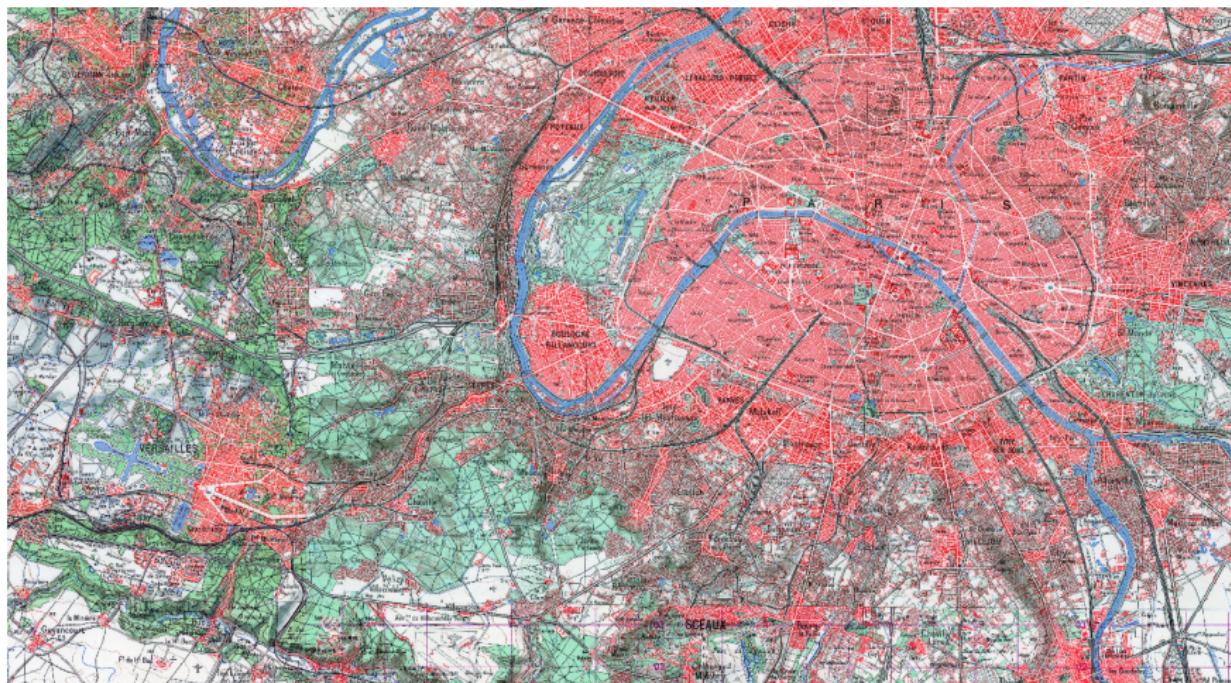


Paris, 1860

1860: Cartes Etat-Major, Paris

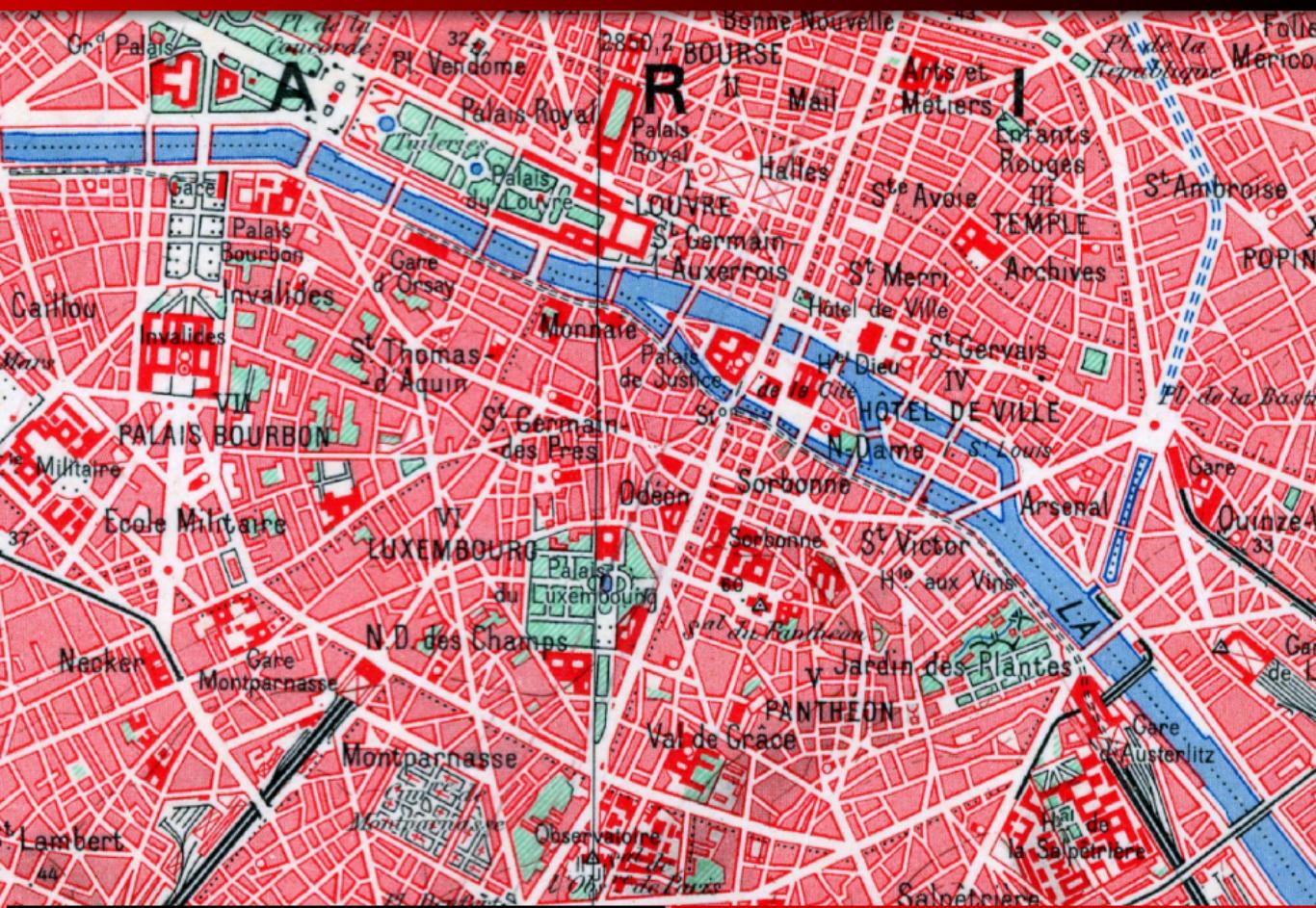


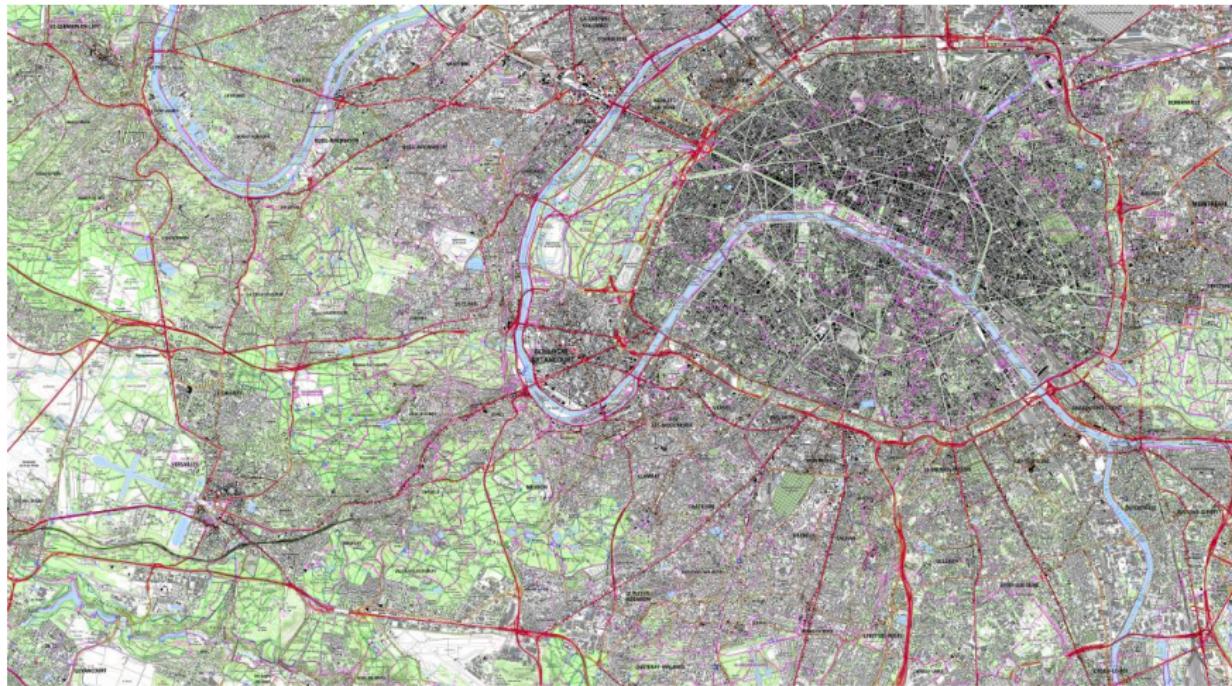
1950: Paris



Paris, 1950

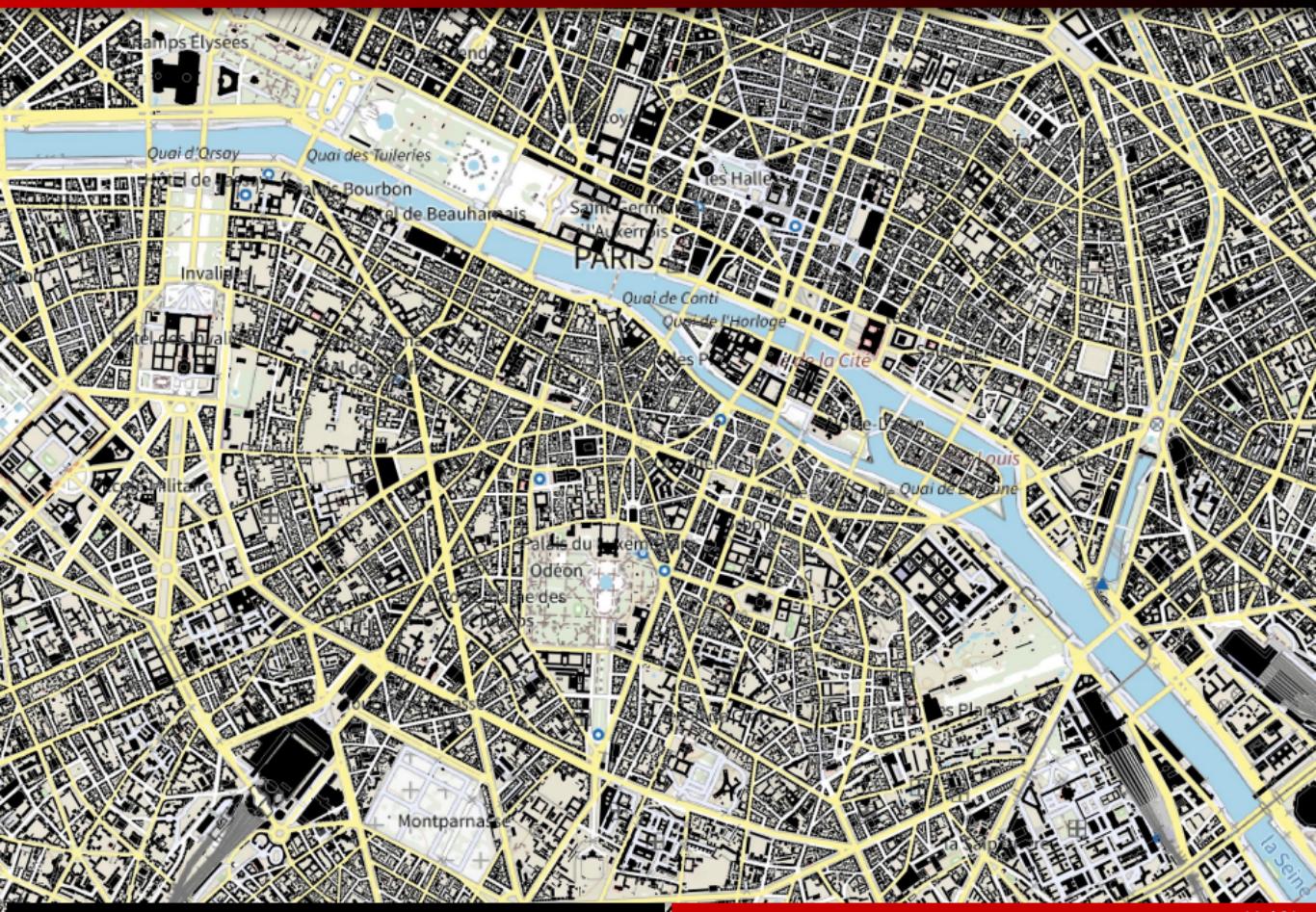
# 1950: Paris





Paris, 2020

# 2020: Paris



## Extraction des usages du sol, 1860

- Scan et géo-référencement faits par l'IGN de façon très précise.
- Problème: Images geo-référencées seulement. Coordonnées de chaque pixel avec ses valeurs *rgb* (couleur) mais pas de label relatif à l'usage du sol.
- Autres problèmes:
  - 33.86 milliards de pixels  $4m \times 4m$  à encoder.
  - Différent contrastes de couleurs, parties endommagées.
  - Beaucoup d'informations superposées (noms, lignes de niveau), même couleur pour différents objets.



⇒ Nécessité de combiner des techniques de correction des images et de machine learning pour résoudre ces problèmes.

Méthodologie en plusieurs étapes basées sur des forêts aléatoires:

- ① Pré-traitement des images pour homogénéiser les couleurs et augmenter le contraste.
- ② Séparation du bâti par rapport à tous les autres usages du sol au niveau des pixels de  $4m \times 4m$ :
  - Forêt aléatoire 1: Pixels rouges vs tous autres usages.
  - Forêt aléatoire 2: Séparation bâti vs autres pixels rouges.
  - Post-processing: Enlèvement des murs  
(et pixels isolés; remplissage des petits trous).
- ③ Classification des usages du sol autres que bâti:
  - Clustering: Agrégation des pixels voisins similaires en 'superpixels' avec une procédure Quickshift.
  - Forêt aléatoire 3: Classification des superpixels en 6 usages des sols.

## Bases de données

- Objectif: Prédire l'usage des sols pour les 33.86 milliards de pixels.
- Chance: 18.2% (6.16 milliards de pixels) classés manuellement par l'IGN, desquels nous extrayons notre 'training set'.
- 57 usages des sols différents dans les cartes originales.  
Nous en considérons 38 que l'on agrège en 7 usages de sols.  
Les 19 usages des sols restant sont très minoritaires, moins de 1% de ce qui a été classé par l'IGN.

Classel	Part de surface au sol (%)
Bâtiments	0.56
Cultures	52.9
Cultures spécialisées (vignobles, vergers)	1.9
Pâturages	16.5
Jachère	13.0
Forêts	12.9
Eau	2.2
Total	100

## Résultats visuels, bâti Pre-traitement, Montpellier



## Carte originale

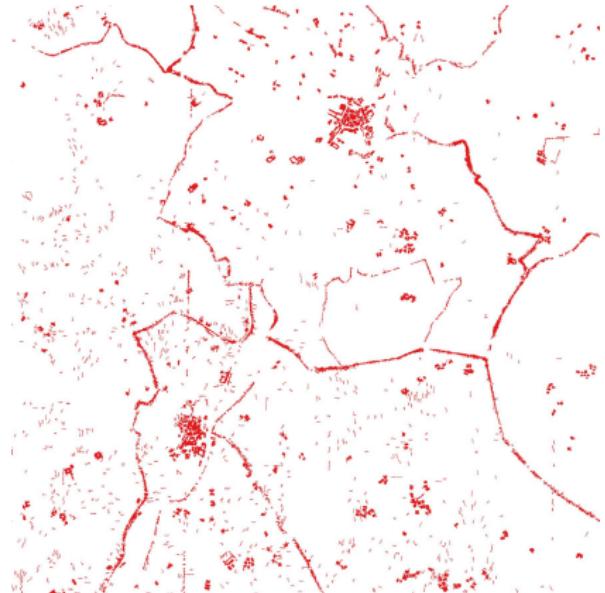


## Carte pré-traitée

## Eléments rouges vs. autres usages, l'Arbresle



## Carte originale



## Pixels rouges

## Bâti vs. autres pixels rouges, l'Arbresle

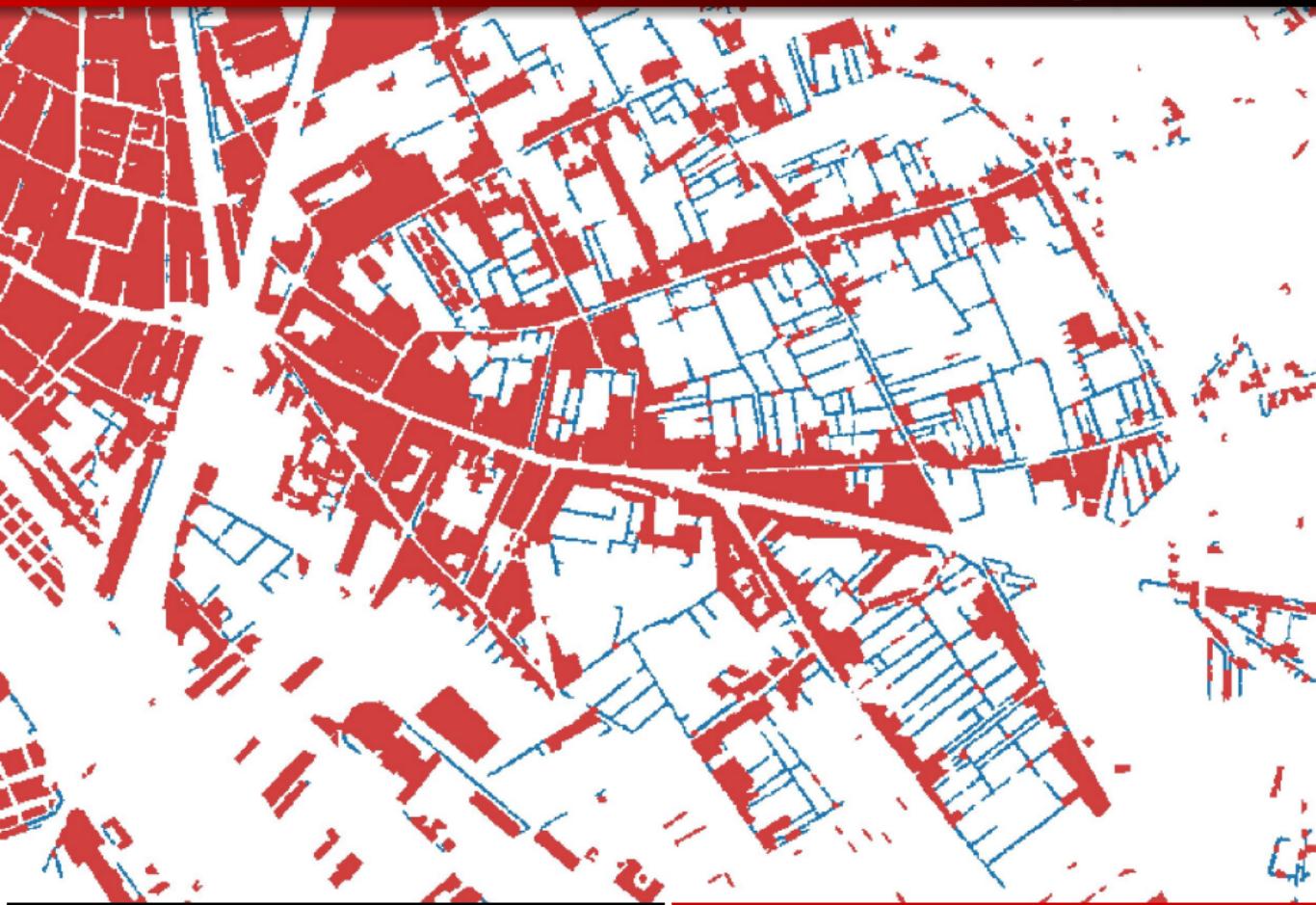


Pixels rouges



Bâti vs. autres pixels rouges

## Removal of walls within reddish pixels with post-processing



# Bâti vs. autres pixels rouges, Marseille



Image brute



Bâti

# Bâti vs. autres pixels rouges, Lyon



Image brute



Bâti

# Prédictions tous usages du sol, Toulouse

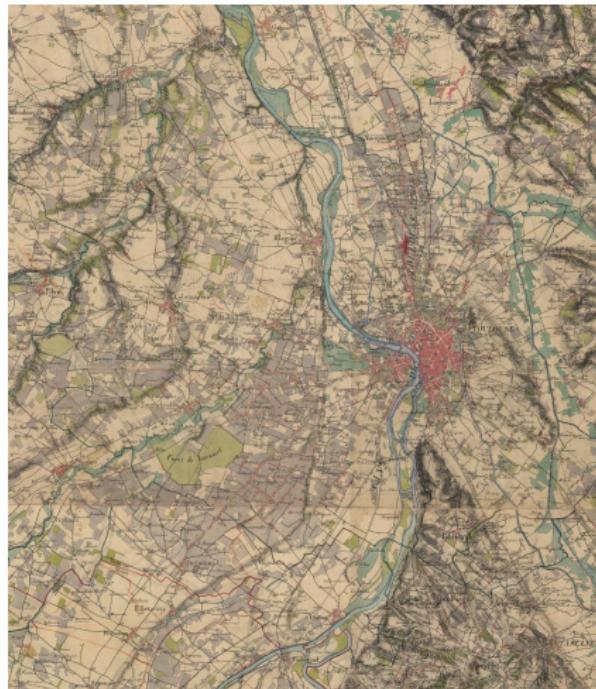
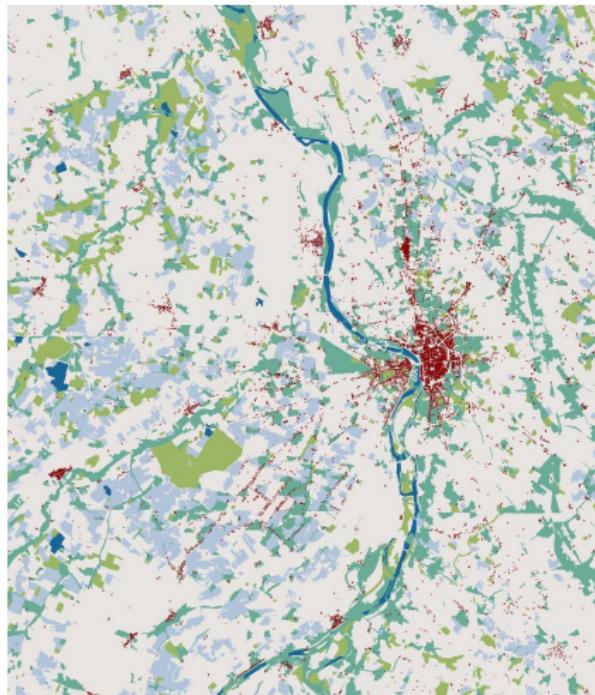


Image brute



Usages du sol

- Taux de prédition correcte sur l'ensemble des pixels classés par l'IGN:

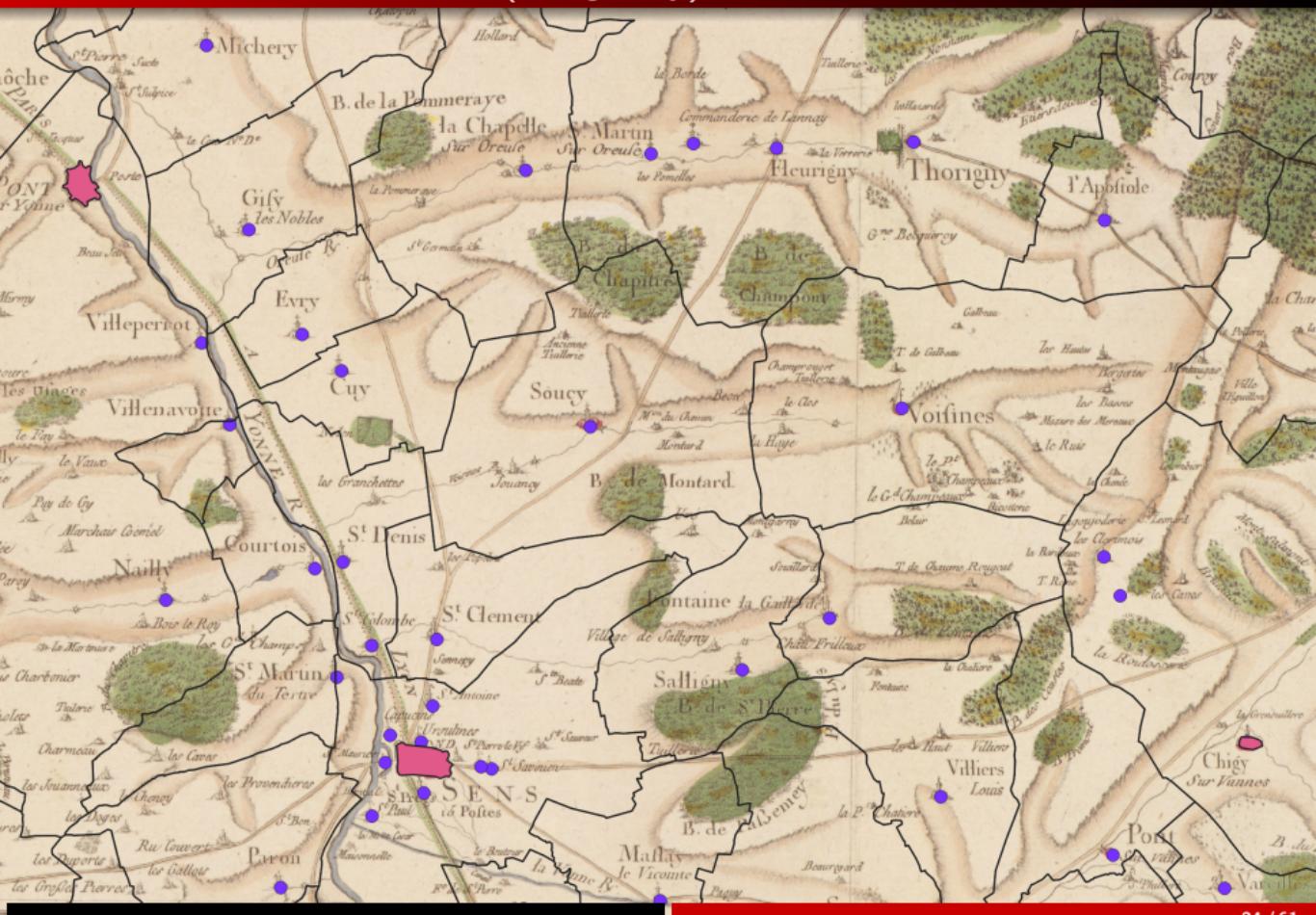
	Bâti	Culture	Prairies	Pâturage	Cultures spé.	Forêts	Eau
All pixels							
Recall	94.6%	95.5%	84.5%	90.3%	80.2%	93.1%	79.8%
Precision	85.8%	93.5%	87.9%	94.2%	92.2%	92.9%	74.0%
Without borders							
Recall	99.3%	98.9%	93.1%	95.5%	87.9%	97.4%	99.6%
Precision	96.1%	97.2%	96.7%	97.8%	98.1%	97.6%	93.9%

- Part correctement prédite sur les 6.2 milliards de pixels classés par l'IGN: 92.2%, 97.2% quand les bords sont exclus.
- Note: toutes les écritures, lignes de contours, petites routes sont remplacés par les usages du sol sous-jacents.

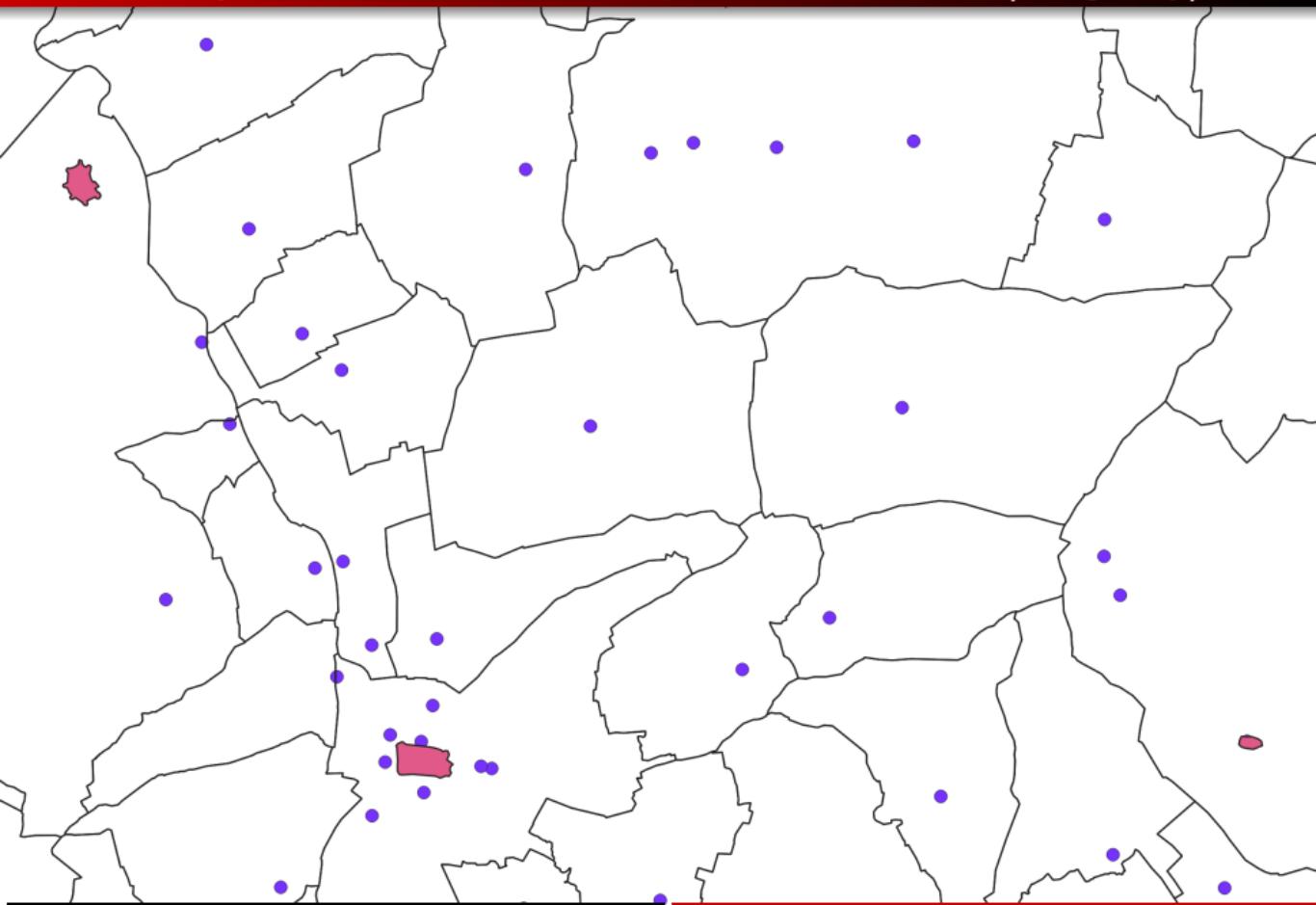
- Cartes Cassini maps (1760):

- Beaucoup plus simple, le même type de stratégie pourrait être utilisé.
  - Mais seules les zones urbaines principales sont représentées, très différents de l'ensemble du bâti disponible pour 1860, 1960 et 2020.
  - Zones urbaines encodées manuellement par l'EHESS qui a aussi encodé les points d'intérêt (églises, châteaux, moulins,...).
  - Les bâtiments d'avant le 18ème s. qui existent toujours sont dans les fichiers fonciers Cerema.
  - Nous utilisons toutes ces informations pour prédire le bâti en tout point.
- ⇒ Données plus similaires à celles des autres années mais bâtiments isolés et petits hameaux toujours manquants.

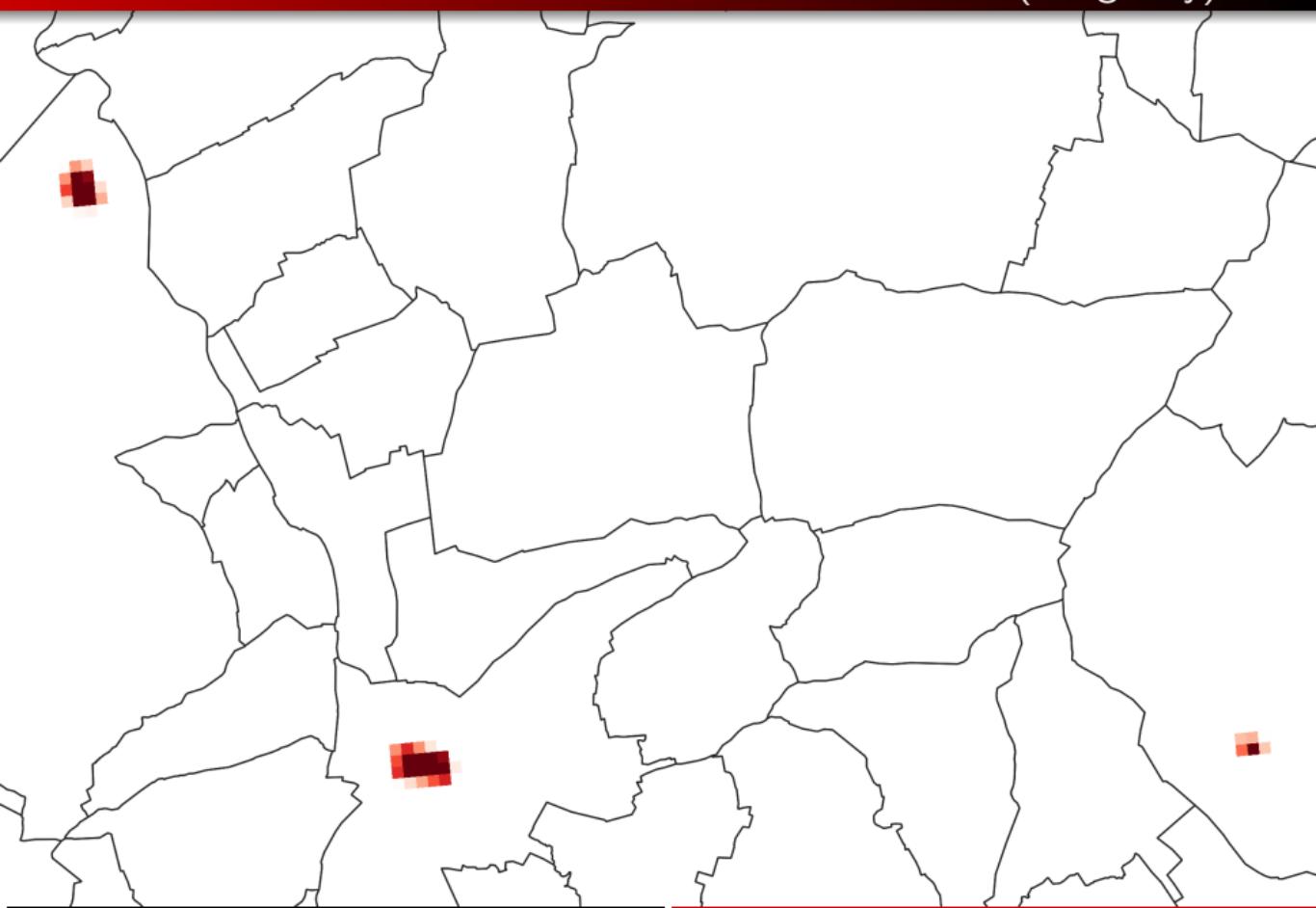
# Carte Cassini brute, Sens (Burgundy)



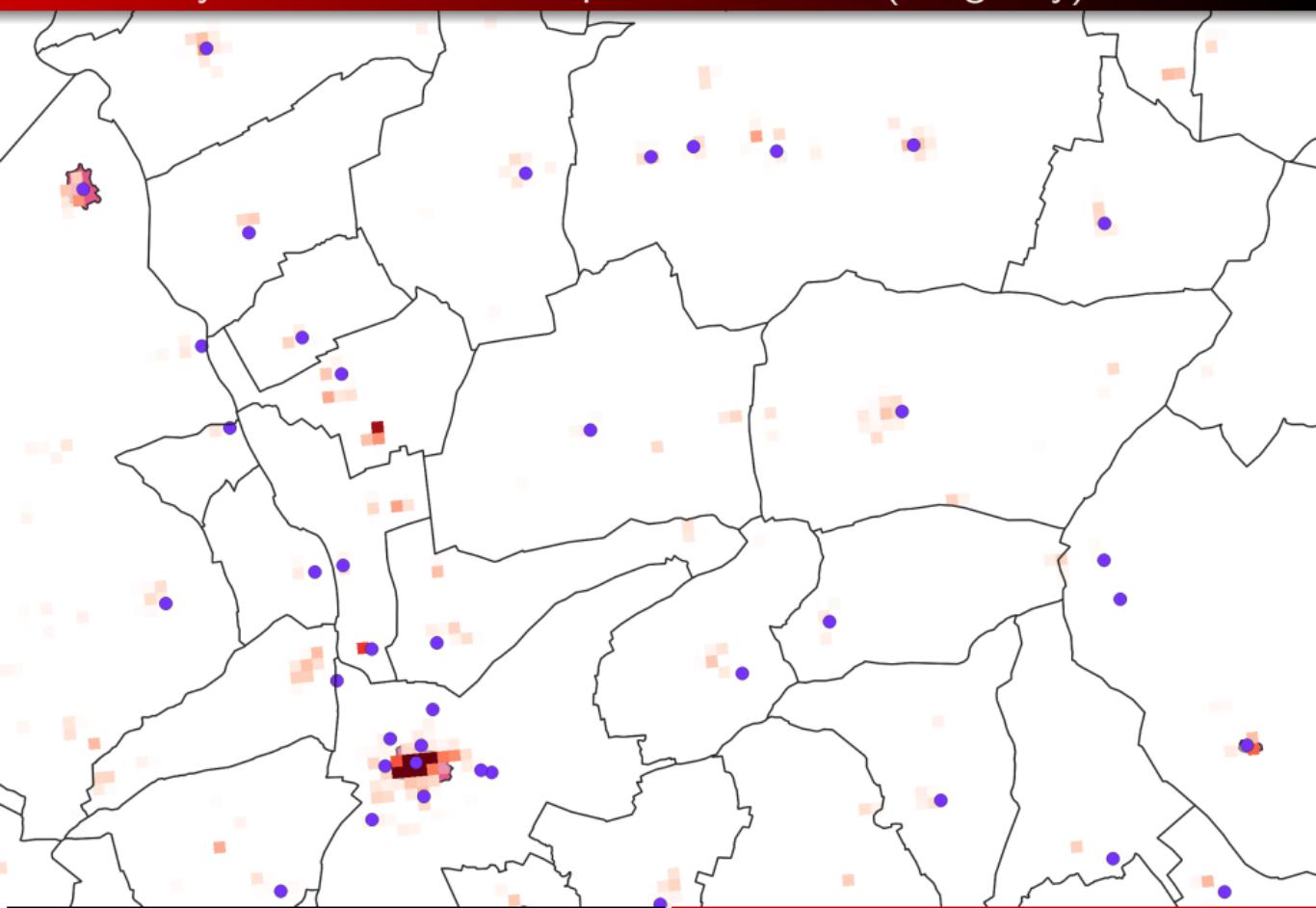
# Villes et symboles Cassini encodés par l'EHESS, Sens (Burgundy)



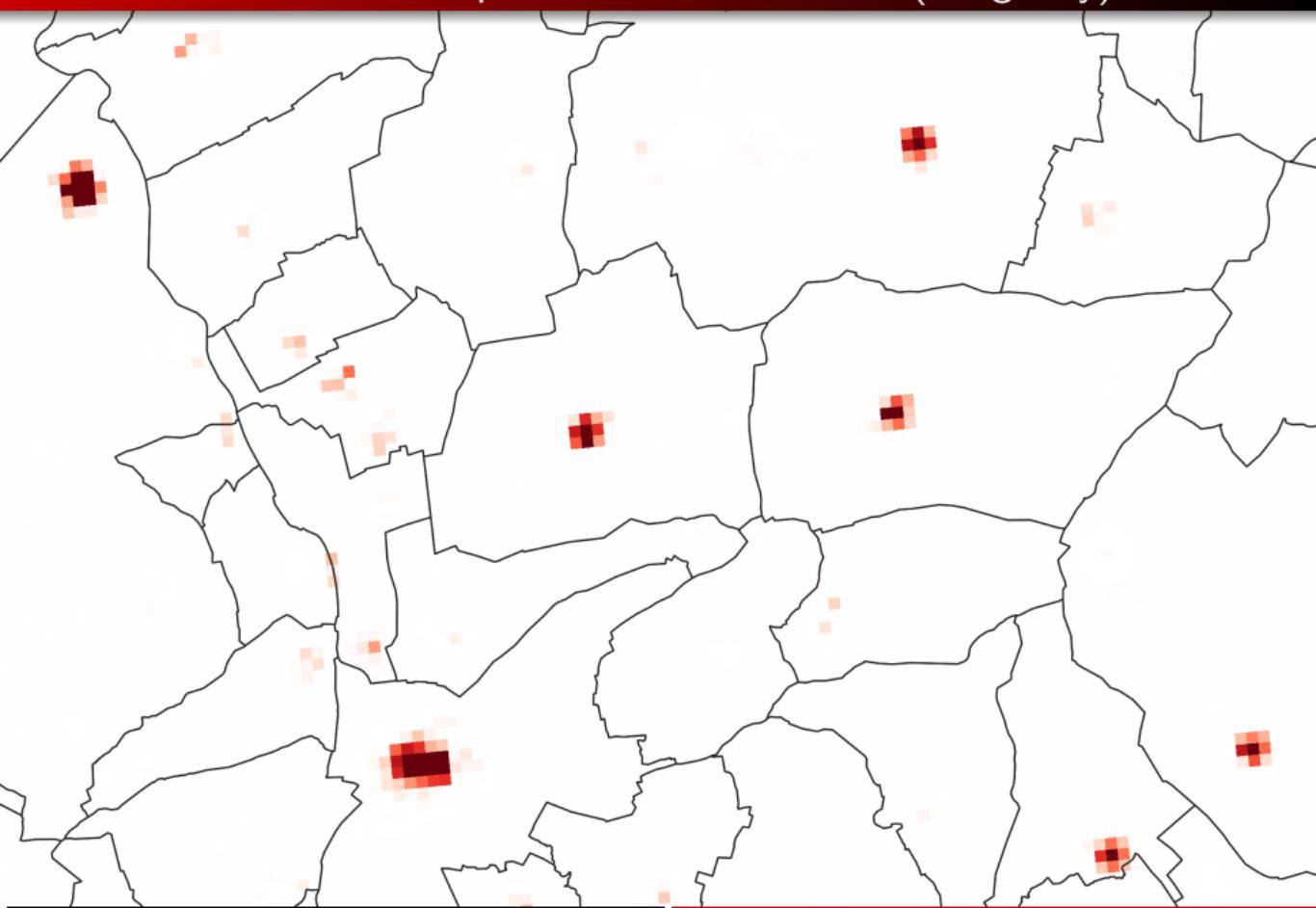
# Bâti Cassini basé sur les villes Cassini seulement, Sens (Burgundy)



# Bâti et symboles Cassini, bâti pré-18ème, Sens (Burgundy)

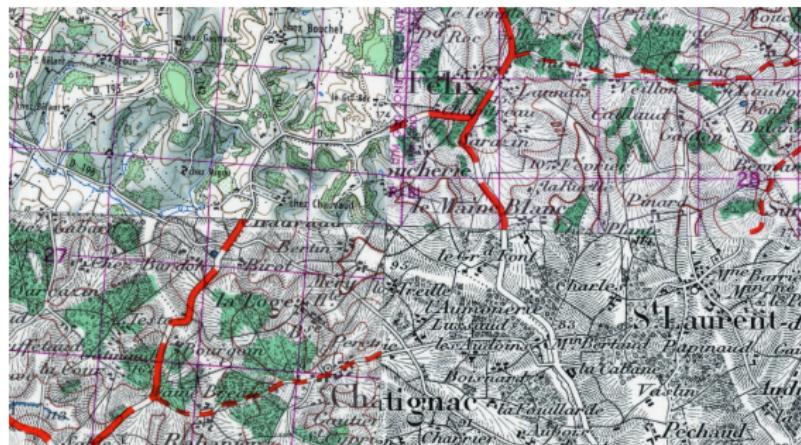


# Prédiction du bâti 1760 par forêt aléatoire, Sens (Burgundy)



Bâti 1960, réseau de neurones convolutionnels U-Net

- Cartes 1960: Peu d'utilisation des couleurs, bâtiments en noir comme toutes les écritures, lignes de niveau,...
  - Nécessite des algorithmes de ML encore plus puissants, les réseaux de neurones convolutionnels.
  - Ces méthodes résolvent aussi le fait que des représentations différentes ont été utilisées, même à l'intérieur de certaines tuiles.



## Carte 1960, Marseille



Bâti 1960, Marseille



# Carte 1960, Paris



Bâti 1960, Paris



- Recensements de la population historiques:
  - Depuis 1793, tous les 5/10 ans, disponibles par commune (environ 36,000).
  - L'EHESS a établi la liste de toutes les fusions et séparation depuis 1793.
  - Nous avons développé un algorithme pour reconstituer les limites communales, compatibles avec les limites 2020, pour toutes les dates de recensement.
- Ce qui nous a permis de créer des données carroyées de population pour les carreaux 200m×200m de l'Insee pour 1760, 1860, 1960 et 2020:
  - En agrégeant l'information sur les usages du sol au niveau 4m×4m pixel en carreaux 200m×200m,
  - Allocuant la population communale de chaque carreau au prorata de son bâti comme cela est fait pour les données carroyées de population au niveau mondial pour les pays en voie de développement.

Cela ignore les usages des bâtiments (habitation vs usages agricoles ou industriel) et la hauteur des bâtiments mais affine nettement par rapport aux données communales.

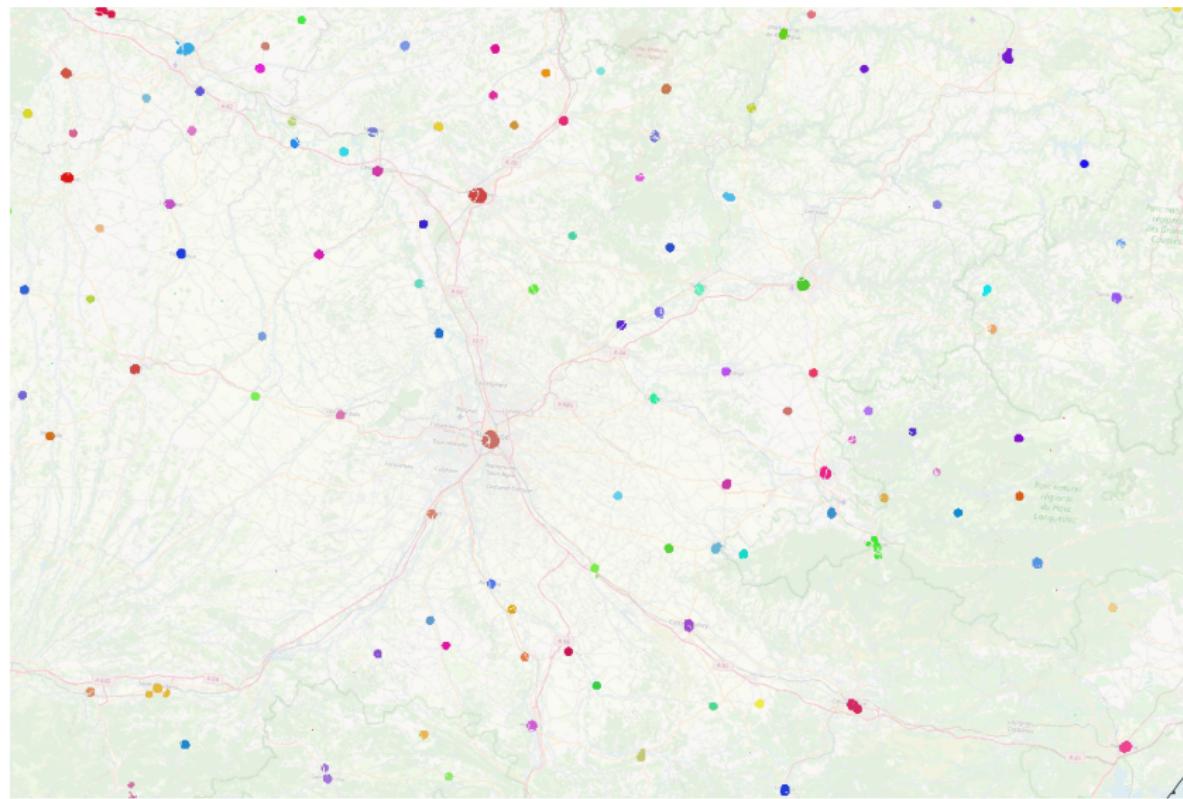
## Délimitation des villes au cours du temps

- But: Utiliser une méthodologie cohérente au cours du temps pour délimiter les zones urbaines afin d'étudier l'emprise urbaine sur 250 ans.
- Approche usuelle: Définition de l'urbain constante dans le temps.

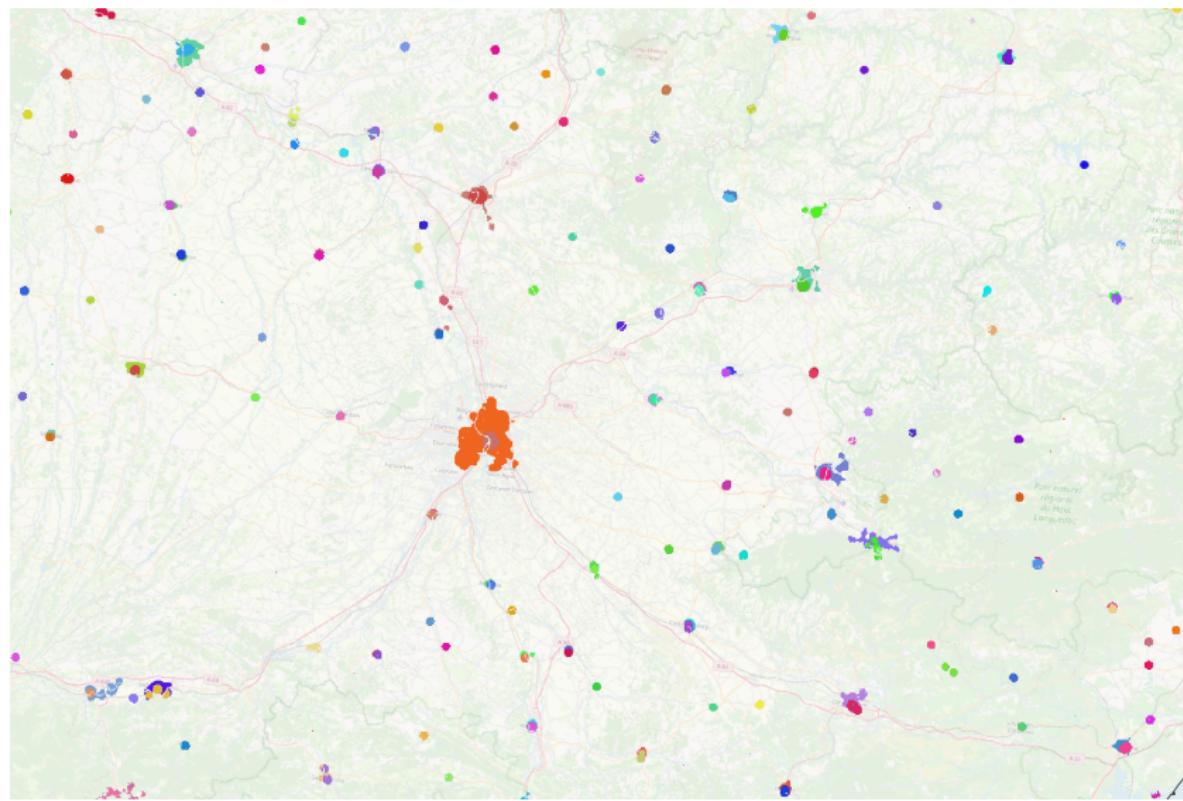
Par exemple, villes de Bairoch: Agrégat de communes de plus de 2,000 habitants ayant en tout plus de 5,000 habitants à n'importe quelle date.

- Par construction, accroissement du nombre de villes au cours du temps.  
191 villes Bairoch en 1760, 339 en 1850, et  $\approx$ 500 de nos jours.
- Nous utilisons une méthodologie qui considèrent des seuils spécifiques à l'année considérée.  
Urbain: Pic significatif de densité par rapport à la densité contrefactuelle aléatoire à la date considérée (De Bellefon et al., 2020).  
Cela permet de document à la fois l'extension des villes ayant toujours existé mais aussi la disparition de certaines villes.

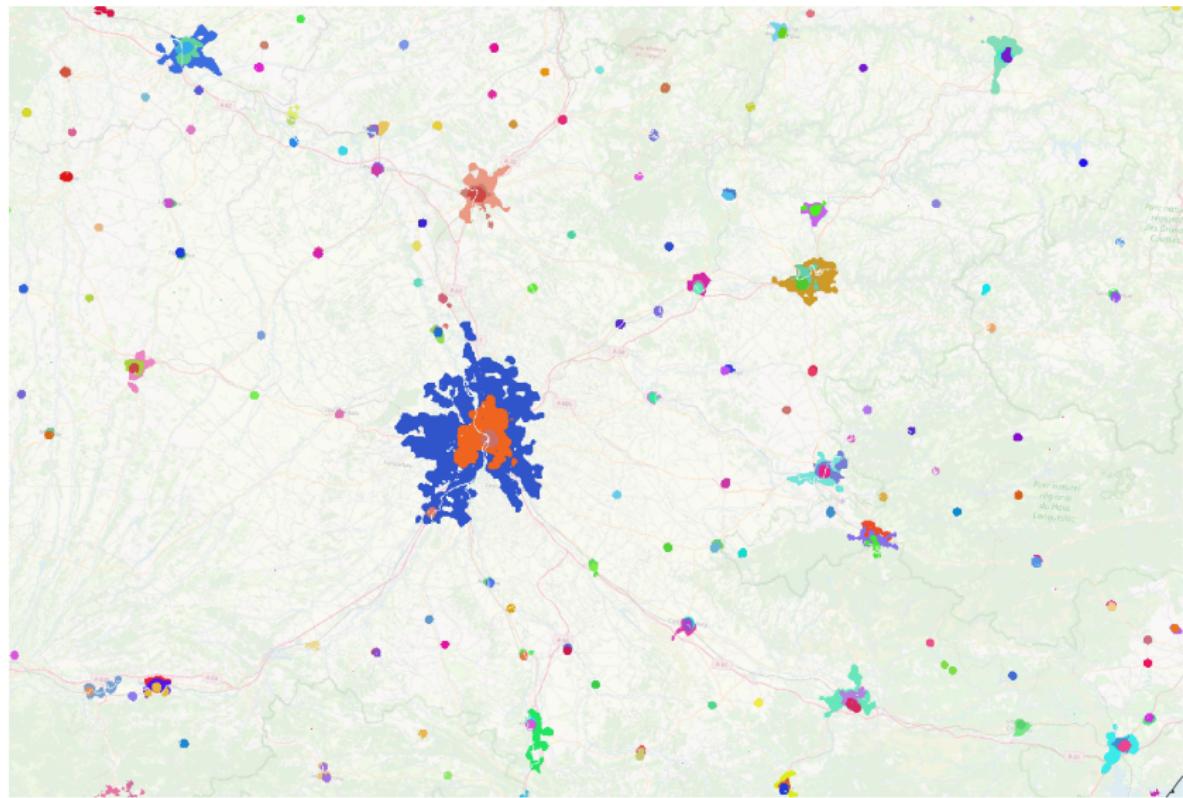
# 1760 Cities around Toulouse



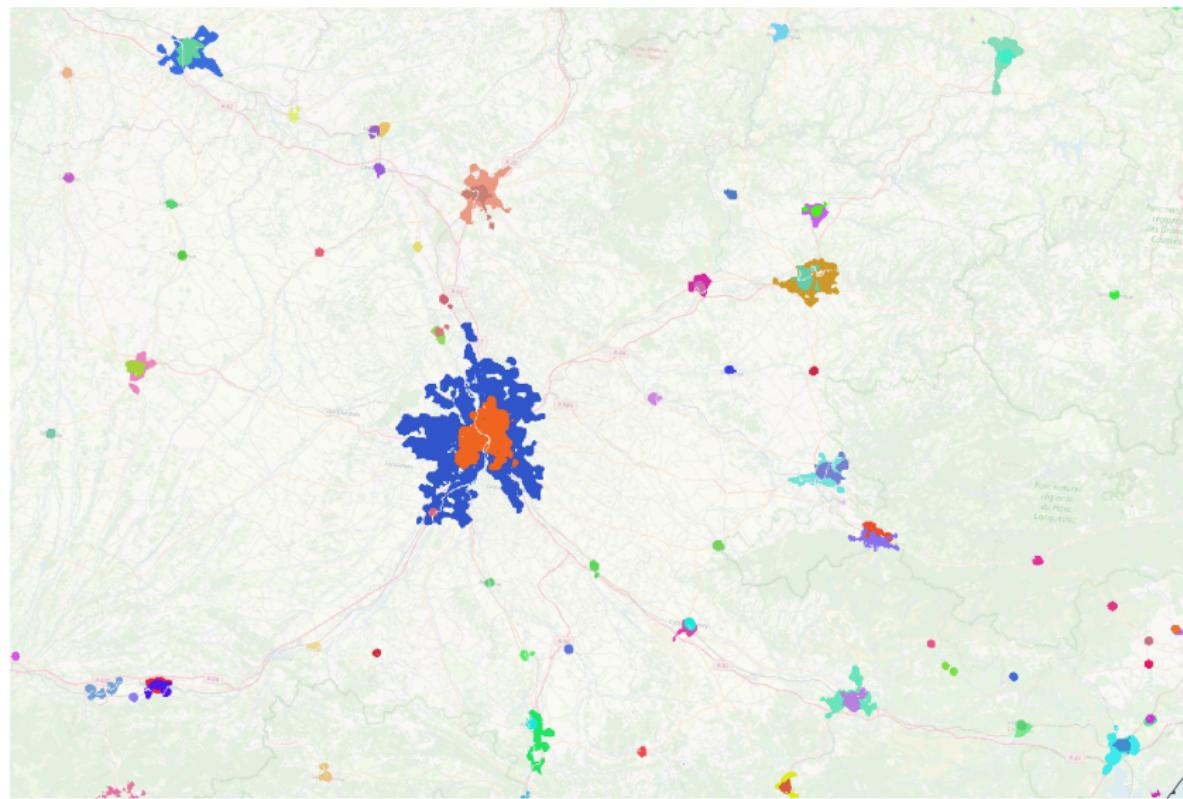
# 1760 and 1860 Cities around Toulouse



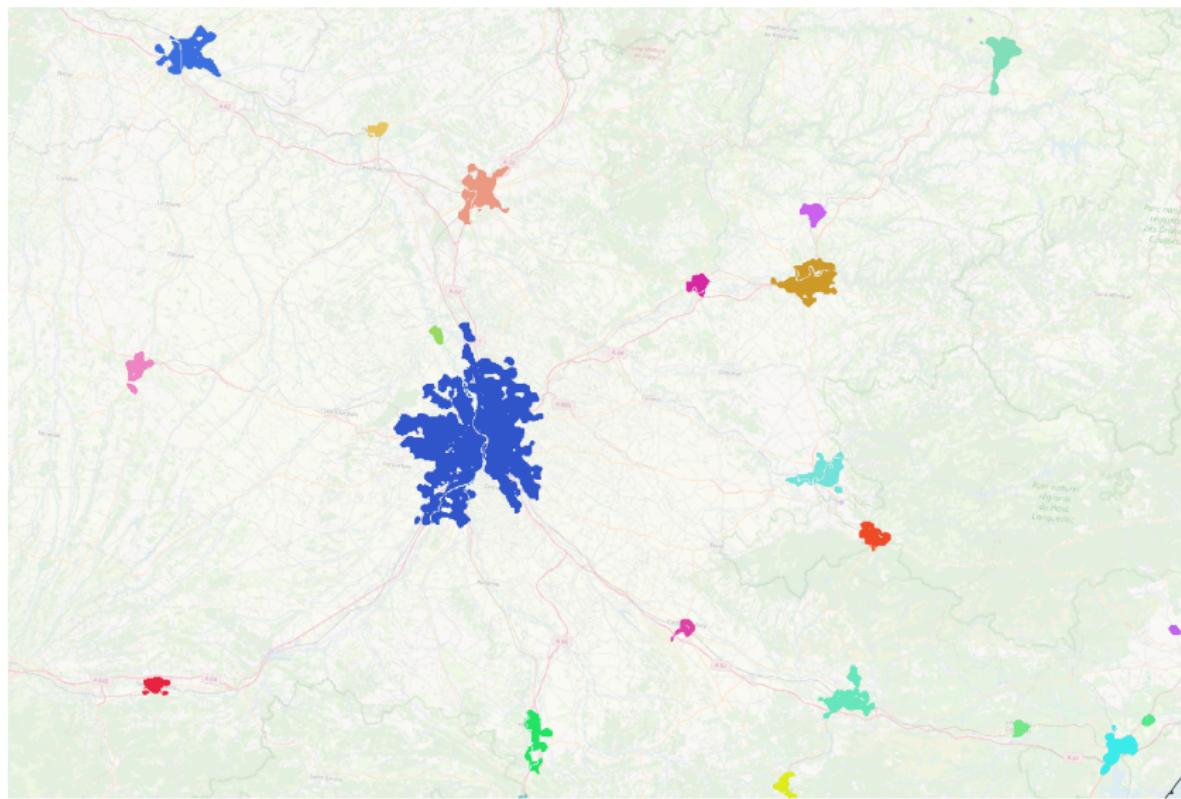
# 1760, 1860 and 2020 Cities around Toulouse



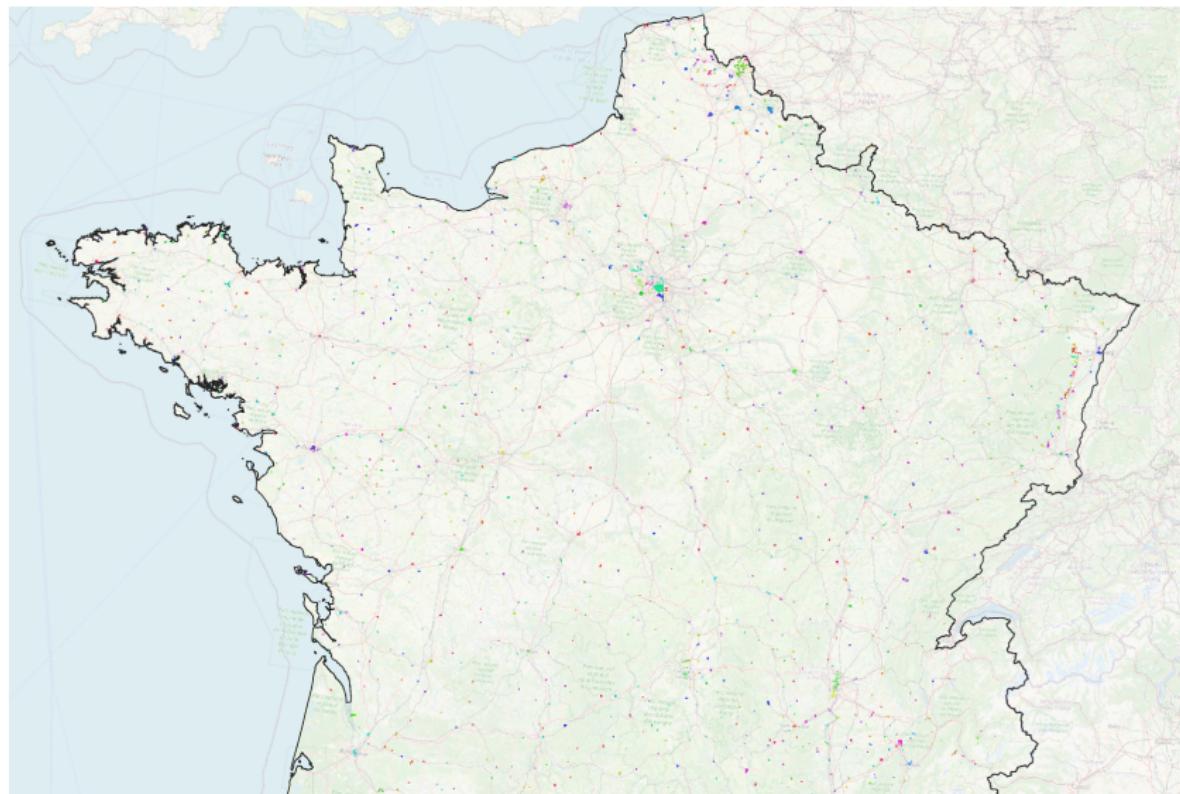
# 1860 and 2020 Cities around Toulouse



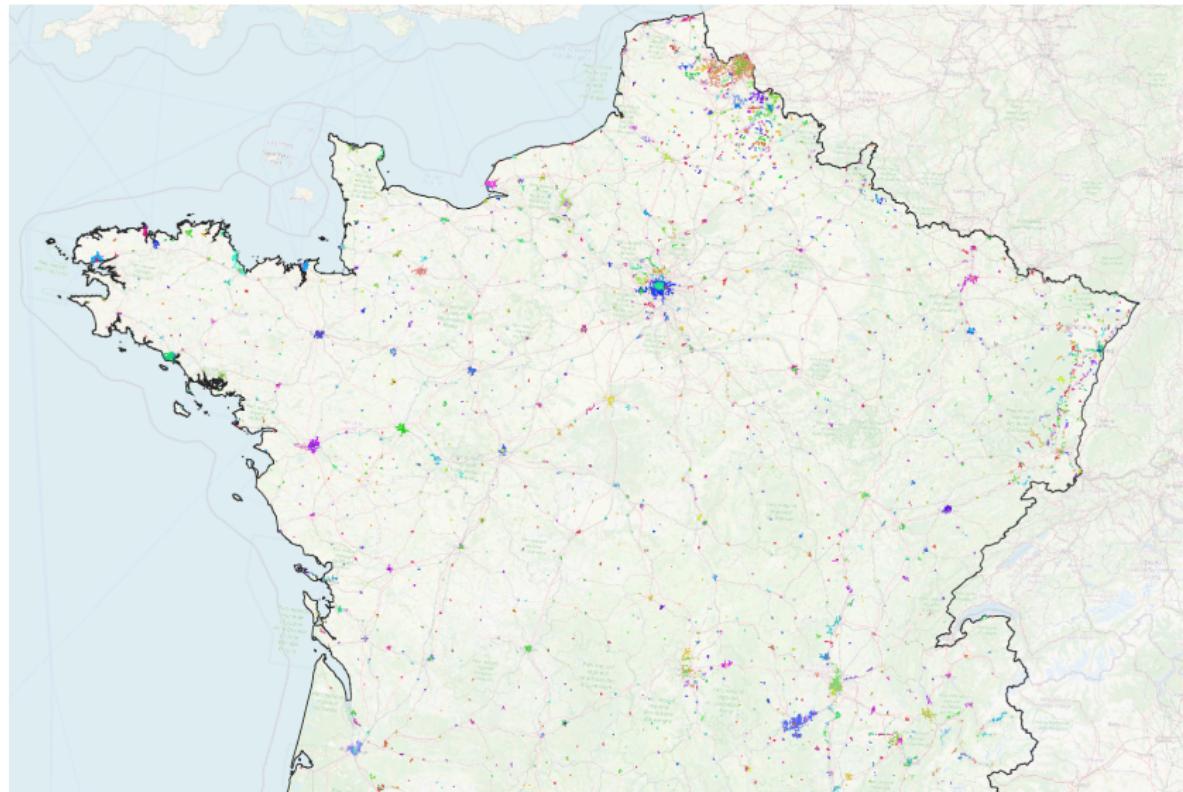
## 2020 Cities around Toulouse



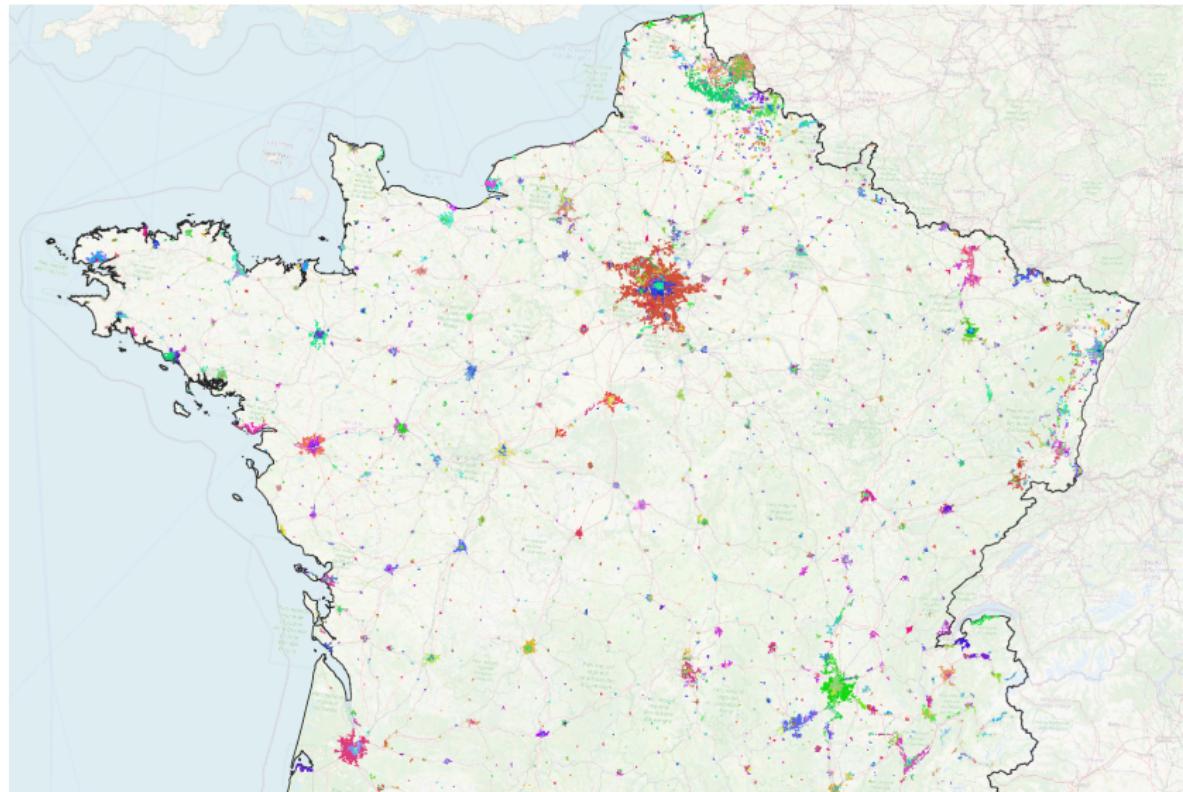
# 1760 Cities



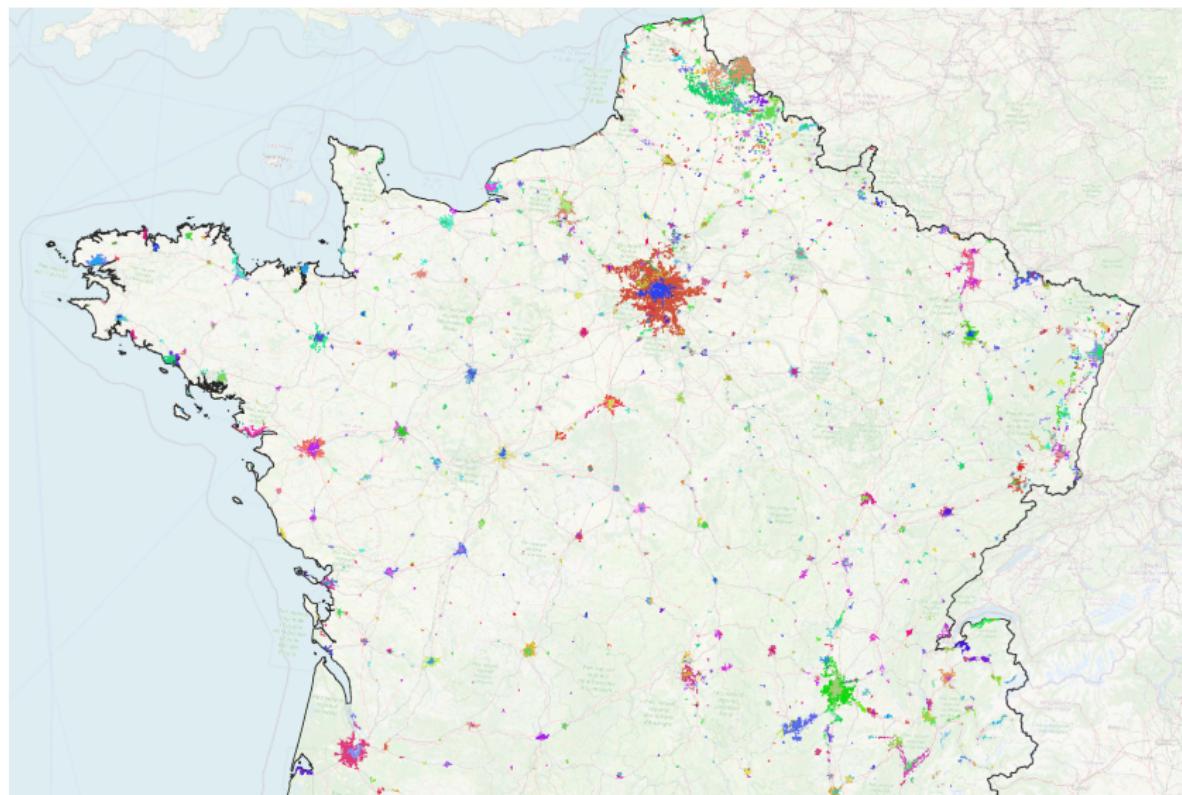
# 1760 and 1860 Cities



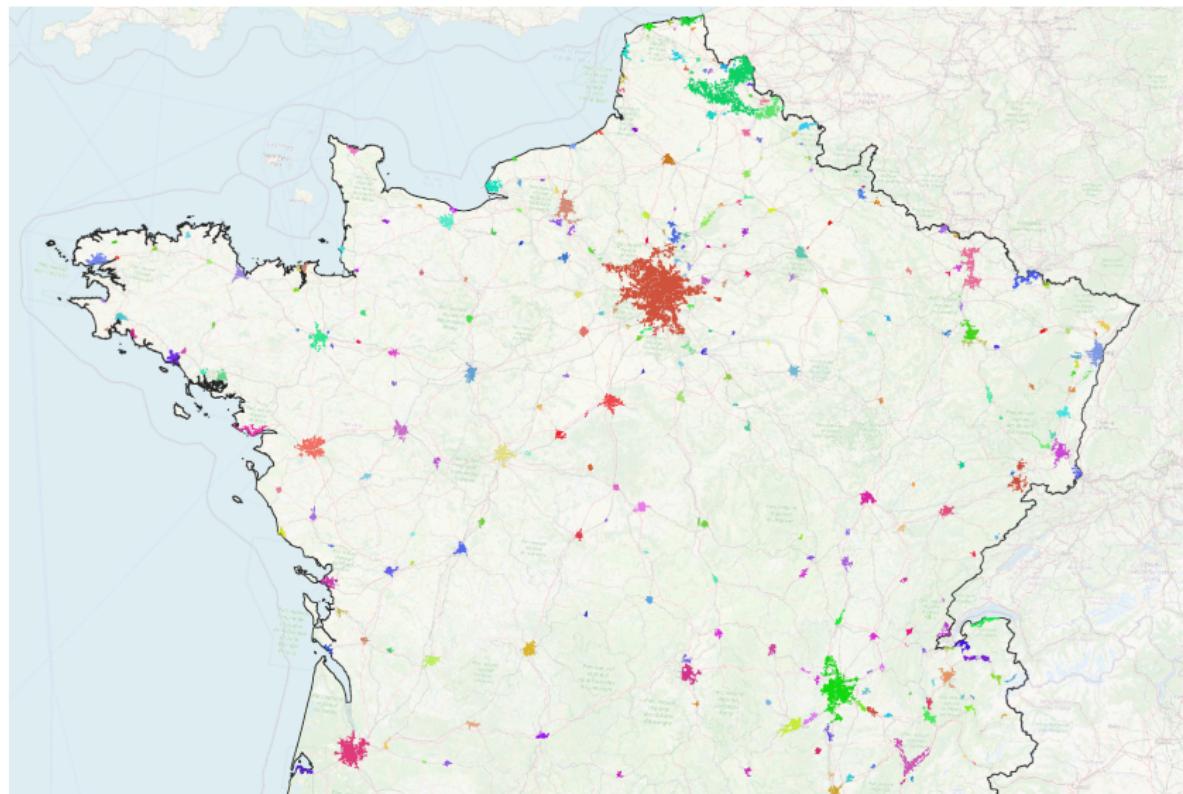
# 1760, 1860 and 2020 Cities



# 1860 and 2020 Cities



# 2020 Cities



## Urbanisation and cities over time

	Number	Population	Share Pop.	Share Area
1760	1372	6.57	23.3	0.9
1860	979	9.90	27.0	1.6
1960	366	22.77	51.2	1.9
2020	382	37.94	57.7	3.4

Shares and growth rates in %. Total French population (million): 28.2 (1760), 36.3 (1860), 62.6 (2020).

- Large decrease in the number of cities,
- Large increase in urbanisation (population and area)

## City size distribution: Zipf's Law over history

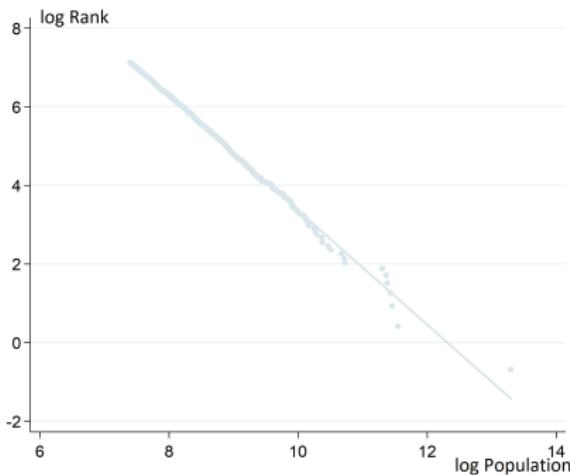
- At any date, cities of very different sizes co-exist.
- Zipf's law:

- Let  $Pop_c$  be the population of city  $c$  and  $R_c$  its rank.
- Estimate

$$\log(R_c - 1/2) = \alpha - \beta \log Pop_c + \varepsilon_c.$$

⇒  $\beta$  expected to be close to 1.

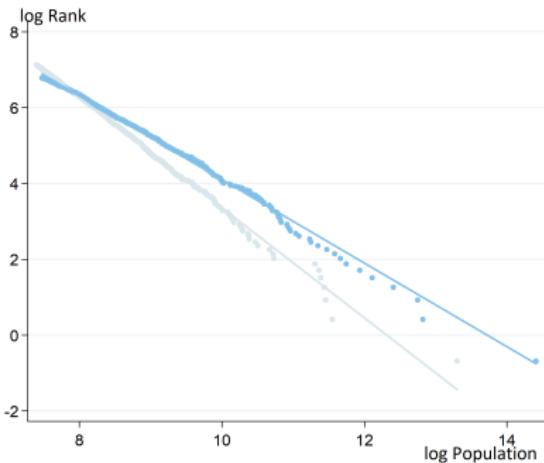
# City size distribution: 1760



Year	All cities			10% smallest excluded			100 Largest		
	$\beta$	R <sup>2</sup>	N	$\beta$	R <sup>2</sup>	N	$\beta$	R <sup>2</sup>	N
1760	-1.45***	1.00	1,372	-1.45***	1.00	1,234	-1.43***	0.98	100

- Very good fit, large slope (cities are less unevenly distributed than predicted by Zipf's law).
- Paris larger than its predicted value.

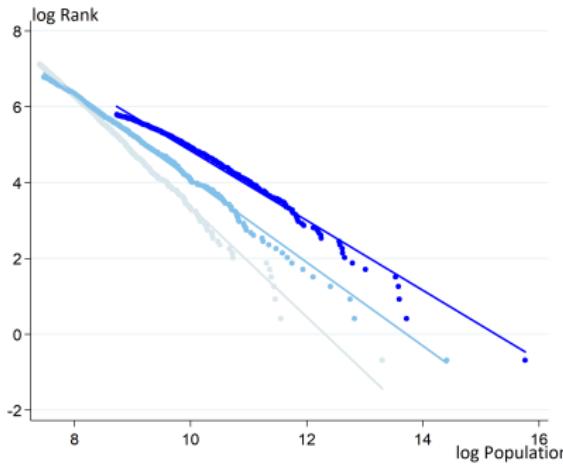
# City size distribution: 1760 and 1860



Year	All cities			10% smallest excluded			100 Largest		
	$\beta$	R <sup>2</sup>	N	$\beta$	R <sup>2</sup>	N	$\beta$	R <sup>2</sup>	N
1760	-1.45***	1.00	1,372	-1.45***	1.00	1,234	-1.43***	0.98	100
1860	-1.07***	0.99	979	-1.10***	1.00	881	-1.21***	0.99	100

- Lower slope in 1860 (close to Zipf's Law), more uneven distribution.
- Still, Paris now on Zipf's prediction, other largest cities smaller than Zipf's prediction.

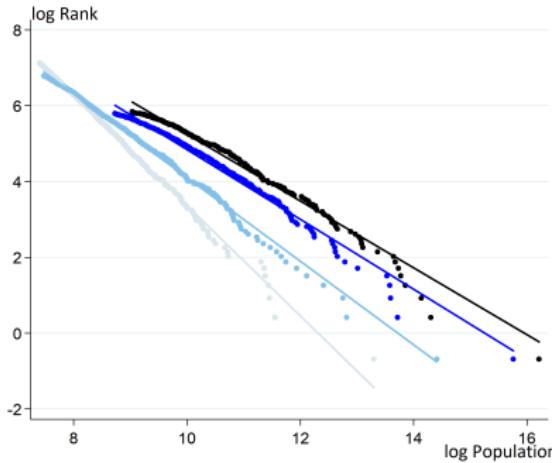
# City size distribution: 1760, 1860, and 1960



Year	All cities			10% smallest excluded			100 Largest		
	$\beta$	R <sup>2</sup>	N	$\beta$	R <sup>2</sup>	N	$\beta$	R <sup>2</sup>	N
1760	-1.45***	1.00	1,372	-1.45***	1.00	1,234	-1.43***	0.98	100
1860	-1.07***	0.99	979	-1.10***	1.00	881	-1.21***	0.99	100
1960	-0.88***	0.97	366	-0.92***	0.98	329	-1.07***	0.99	100

- Even lower slope in 1960, more uneven distribution: Concentration in fewer larger cities.
- But Paris and other largest cities slightly below Zipf's prediction.

# City size distribution: 1760, 1860, 1960 and 2020



Year	All cities			10% smallest excluded			100 Largest		
	$\beta$	R <sup>2</sup>	N	$\beta$	R <sup>2</sup>	N	$\beta$	R <sup>2</sup>	N
1760	-1.45***	1.00	1,372	-1.45***	1.00	1,234	-1.43***	0.98	100
1860	-1.07***	0.99	979	-1.10***	1.00	881	-1.21***	0.99	100
1960	-0.88***	0.97	366	-0.92***	0.98	329	-1.07***	0.99	100
2020	-0.82***	0.97	382	-0.88***	0.98	343	-1.02***	0.99	100

- Even lower slope in 2020, more uneven distribution: Concentration in fewer larger cities.
- But Paris and other largest cities slightly below Zipf's prediction.

# Permanent, disappearing, emerging cities over 1860-2020

- Identification of each city at any date (name of largest municipality in 2020):  
⇒ Assessment of cities' disappearance, emergence, absorption,...

	Mean	P50	P95	P90	P75	P25	P10	P5
<b>Permanent cities: 311</b>								
Share 1860 city in 2020 city	96.3	99.7	100.0	100.0	100.0	96.1	86.2	81.7
Share 2020 city in 1860 city	57.5	56.7	89.7	83.9	70.6	44.5	34.4	28.1
1860 – 2020 Density variation	46.4	39.0	164.3	114.0	71.8	4.2	-15.8	-27.1
<b>Disappearing cities: 668</b>								
Share 1860 city in another 2020 city	18.1	0.0	100.0	100.0	0.0	0.0	0.0	0.0
<b>Absorbed cities: 120</b>								
Share 1860 city in another 2020 city	98.2	100.0	100.0	100.0	100.0	99.4	95.3	88.3
<b>Not absorbed cities: 548</b>								
Share 1860 city in another 2020 city	0.5	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
<b>Emerging cities: 71</b>								
Share 2020 city in another 1860 city	9.0	0.0	76.4	48.3	0.0	0.0	0.0	0.0
<b>Detached cities: 8</b>								
Share 2020 city in another 1860 city	76.3	75.4	100.0	100.0	89.6	66.3	48.3	48.3
<b>New cities: 63</b>								
Share 2020 city in another 1860 city	0.5	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0

# Permanent, disappearing, emerging cities over 1860-2020

- Identification of each city at any date (name of largest municipality in 2020):
- ⇒ Assessment of cities' disappearance, emergence, absorption,...

	Mean	P50	P95	P90	P75	P25	P10	P5
<b>Permanent cities: 311</b>								
Share 1860 city in 2020 city	96.3	99.7	100.0	100.0	100.0	96.1	86.2	81.7
Share 2020 city in 1860 city	57.5	56.7	89.7	83.9	70.6	44.5	34.4	28.1
1860 – 2020 Density variation	46.4	39.0	164.3	114.0	71.8	4.2	-15.8	-27.1
<b>Disappearing cities: 668</b>								
Share 1860 city in another 2020 city	18.1	0.0	100.0	100.0	0.0	0.0	0.0	0.0
<b>Absorbed cities: 120</b>								
Share 1860 city in another 2020 city	98.2	100.0	100.0	100.0	100.0	99.4	95.3	88.3
<b>Not absorbed cities: 548</b>								
Share 1860 city in another 2020 city	0.5	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
<b>Emerging cities: 71</b>								
Share 2020 city in another 1860 city	9.0	0.0	76.4	48.3	0.0	0.0	0.0	0.0
<b>Detached cities: 8</b>								
Share 2020 city in another 1860 city	76.3	75.4	100.0	100.0	89.6	66.3	48.3	48.3
<b>New cities: 63</b>								
Share 2020 city in another 1860 city	0.5	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0

# Permanent, disappearing, emerging cities over 1860-2020

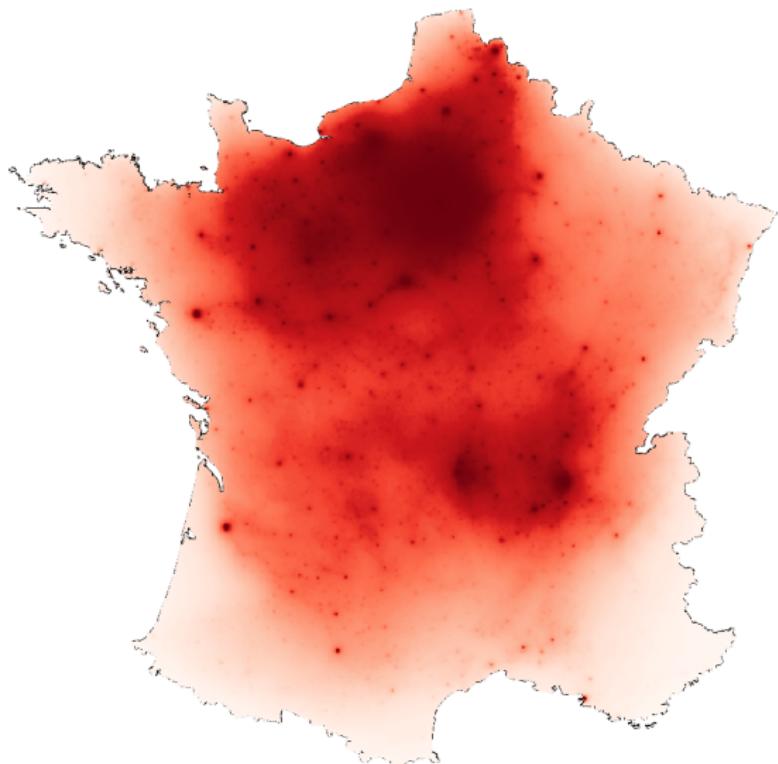
- Identification of each city at any date (name of largest municipality in 2020):
- ⇒ Assessment of cities' disappearance, emergence, absorption,...

	Mean	P50	P95	P90	P75	P25	P10	P5
<b>Permanent cities: 311</b>								
Share 1860 city in 2020 city	96.3	99.7	100.0	100.0	100.0	96.1	86.2	81.7
Share 2020 city in 1860 city	57.5	56.7	89.7	83.9	70.6	44.5	34.4	28.1
1860 – 2020 Density variation	46.4	39.0	164.3	114.0	71.8	4.2	-15.8	-27.1
<b>Disappearing cities: 668</b>								
Share 1860 city in another 2020 city	18.1	0.0	100.0	100.0	0.0	0.0	0.0	0.0
<b>Absorbed cities: 120</b>								
Share 1860 city in another 2020 city	98.2	100.0	100.0	100.0	100.0	99.4	95.3	88.3
<b>Not absorbed cities: 548</b>								
Share 1860 city in another 2020 city	0.5	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
<b>Emerging cities: 71</b>								
Share 2020 city in another 1860 city	9.0	0.0	76.4	48.3	0.0	0.0	0.0	0.0
<b>Detached cities: 8</b>								
Share 2020 city in another 1860 city	76.3	75.4	100.0	100.0	89.6	66.3	48.3	48.3
<b>New cities: 63</b>								
Share 2020 city in another 1860 city	0.5	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0

# Largest 2020 cities

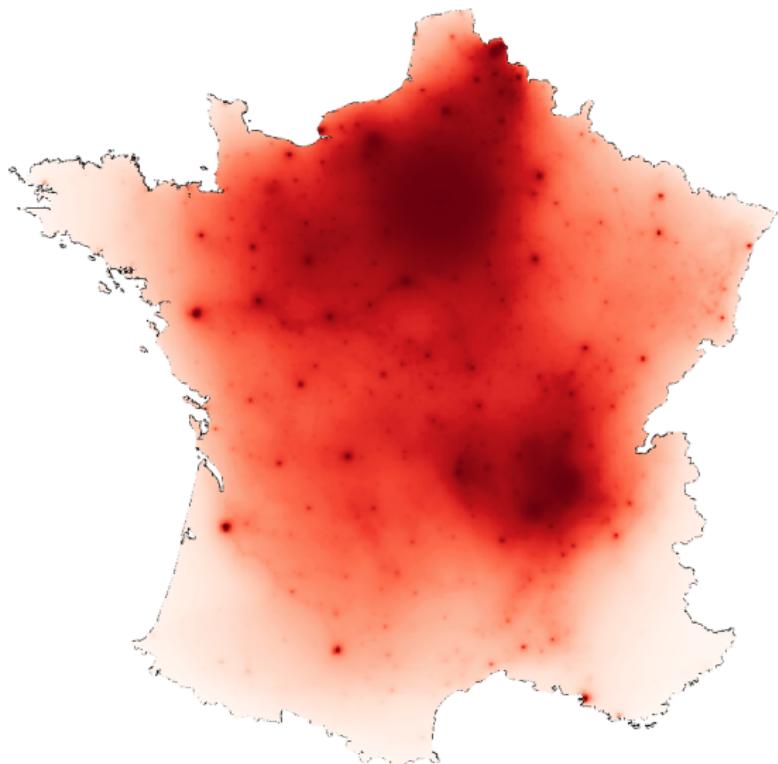
City	Trend	Rank					ΔPop.	ΔArea	ΔDen.	ΔPop.	ΔArea	ΔDen.	ΔPop.	ΔArea	ΔDen.
		1760	1860	1960	2020	1760-1860	1760-1860	1760-1860	1860-1960	1860-1960	1860-1960	1960-2020	1960-2020	1960-2020	1960-2020
Paris	→ → →	1	1	1	1	203.0	345.6	-32.0	286.6	388.6	-20.9	57.3	78.3	-11.8	
Lyon	↖ → ↗	2	3	3	2	231.1	937.3	-68.1	132.9	57.4	48.0	102.7	171.9	-25.5	
Marseille	↗ ↘ ↗	6	4	5	3	184.1	1195.2	-78.1	206.4	48.0	107.1	83.8	165.5	-30.8	
Lille	↗ ↗ →	5	2	4	4	319.5	782.1	-52.5	113.8	-38.8	249.6	31.3	20.0	9.5	
Toulouse	↗ ↗ ↗	10	9	8	5	149.0	1201.6	-80.9	191.3	52.0	91.6	207.2	238.4	-9.2	
Nice	↗ ↗ ↗	66	26	9	6	292.9	325.7	-7.7	536.0	50.5	322.6	205.2	309.1	-25.4	
Bordeaux	↖ ↘ ↘	3	5	6	7	92.3	404.8	-61.9	145.9	96.7	25.0	94.6	149.0	-21.8	
Douai	→ ↗ ↘	35	34	2	8	96.7	234.6	-41.2	2231.5	1328.1	63.3	-6.7	1.1	-7.7	
Nantes	→ ↘ ↗	7	7	10	9	54.9	168.3	-42.2	137.5	88.0	26.3	112.2	102.4	4.8	
Grenoble	↖ ↗ ↗	30	37	16	10	75.6	152.5	-30.4	423.0	189.5	80.7	151.3	164.8	-5.1	
Toulon	↗ ↗ ↗	49	10	13	11	511.1	1635.7	-64.8	116.9	26.2	72.0	131.4	127.5	1.7	
Strasbourg	↖ → →	9	11	12	12	87.6	386.8	-61.5	234.3	157.6	29.8	68.0	65.6	1.4	
Montpellier	→ ↘ ↗	22	21	31	13	97.5	505.1	-67.4	122.8	38.1	61.4	310.7	205.4	34.5	
Metz	↖ ↘ ↗	12	15	20	14	76.4	310.5	-57.0	126.6	69.8	33.5	204.8	312.0	-26.0	
Rouen	↖ ↘ ↘	4	6	11	15	64.8	173.2	-39.7	88.7	30.4	44.6	37.3	42.9	-3.9	
Rennes	↖ ↗ ↗	21	27	21	16	72.7	756.9	-79.9	209.5	4.6	195.9	125.1	153.8	-11.3	
Clermont-Ferrand	↖ ↗ →	25	33	18	17	63.7	219.0	-48.7	289.2	115.2	80.9	97.0	163.9	-25.4	
Tours	→ ↗ ↗	27	25	22	18	117.5	390.0	-55.6	182.7	76.7	60.0	118.0	123.0	-2.2	
Nancy	↖ ↗ ↘	16	18	14	19	88.2	148.8	-24.4	274.0	169.0	39.0	37.1	60.9	-14.8	
Orléans	↖ ↗ ↗	8	19	29	20	20.1	546.4	-81.4	108.6	54.5	35.0	147.9	130.8	7.4	
Saint-Étienne	↖ ↗ ↘	44	8	7	21	566.4	2381.6	-73.1	206.9	42.7	115.2	-22.8	-32.0	13.5	
Valenciennes	↖ ↗ ↘	29	20	17	22	132.2	245.4	-32.8	260.5	138.0	51.4	45.6	39.3	4.5	
Dijon	↖ ↗ →	34	41	23	23	69.6	96.6	-13.8	300.2	160.3	53.7	83.3	89.4	-3.2	
Mulhouse	↖ ↗ ↘	176	17	19	24	775.6	807.7	-3.5	163.6	123.4	18.0	63.2	75.0	-6.7	
Angers	↖ ↘ →	13	16	27	25	78.0	347.4	-60.2	120.2	19.4	84.4	89.7	81.0	4.8	

Macro-geographical scale: Market potential,  $MP_p = \sum_{p'} \frac{Pop_{p'}}{d_{pp'}^\delta}$



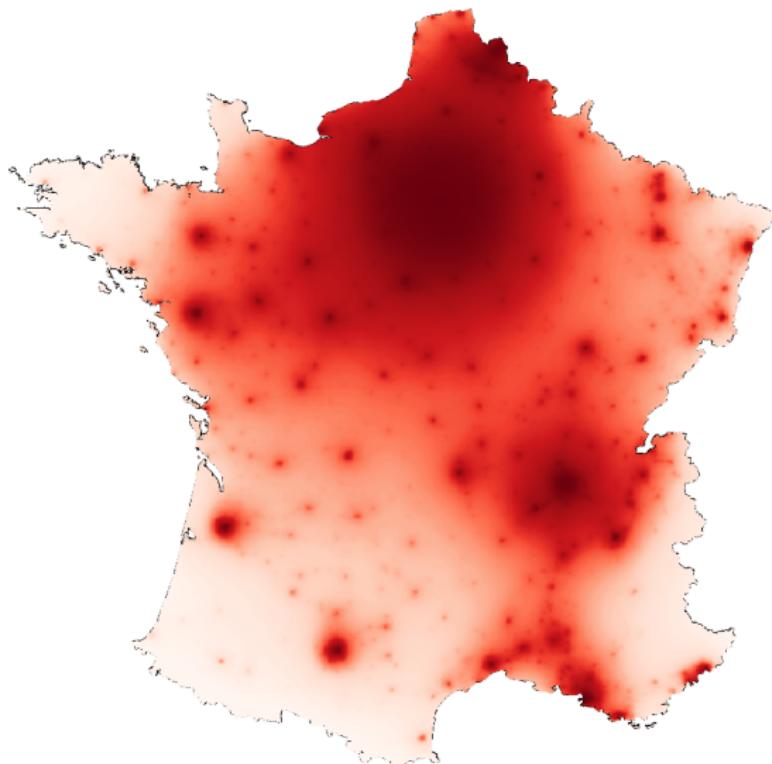
1760 ,  $\delta = 1$

Macro-geographical scale: Market potential,  $MP_p = \sum_{p'} \frac{Pop_{p'}}{d_{pp'}^\delta}$



1860 ,  $\delta = 1$

Macro-geographical scale: Market potential,  $MP_p = \sum_{p'} \frac{Pop_{p'}}{d_{pp'}^\delta}$



2015 ,  $\delta = 1$

- Alonso-Muth condition: Within-city housing unit price gradient proportional to unit commuting costs to center.
  - ⇒ Declining housing price and increasing housing consumption from center to periphery.
  - ⇒ Declining built-up and population densities:

$$\log Den_p = \alpha_{c(p)} - \beta_{c(p)} \log DistToCenter_p + \varepsilon_p,$$

where

- $p$ : A pixel and  $c(p)$  the city where it is located,
- $Den_p$ : Population / building density,
- Center: Population-weighted centroid of all the city's pixels,
- $\alpha_{c(p)}$ : City fixed-effects,
- $\beta_{c(p)}$ : Within-city density gradient, possibly city-specific.

# Micro-geographical scale: Within-city gradients, AM over history

		All cities						100 largest cities					
		Population			Built-up			Population			Built-up		
		(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)
1760	P10				-1.93			-1.89			-1.13		-1.22
	P25				-2.75			-2.75			-2.15		-2.22
	Mean/P50			-2.53***	-3.30		-2.58***	-3.30		-2.05***	-3.25		-2.12*** -3.47
	P75				-3.80			-3.83			-4.07		-4.01
	P90				-4.15			-4.21			-4.46		-4.46
	Signif./Tot.			1,333/1,372			1,346/1,372			97/100			97/100
1860	R <sup>2</sup>	0.06	0.39	0.49	0.04	0.41	0.50	0.05	0.28	0.40	0.07	0.32	0.43
	Obs.	128,003			128,021			23,590			23,590		
	P10				-0.59			-0.54			-0.50		-0.29
	P25				-0.94			-0.84			-0.74		-0.49
	Mean/P50			-0.92***	-1.38		-0.65***	-1.35		-0.94***	-1.08		-0.53*** -0.79
	P75				-1.87			-1.86			-1.36		-1.14
2020	P90				-2.27			-2.28			-1.63		-1.39
	Signif./Tot.			836/979			779/979			92/100			82/100
	R <sup>2</sup>	0.08	0.21	0.27	0.07	0.14	0.20	0.08	0.22	0.26	0.05	0.10	0.14
	Obs.	112,030			112,030			55,495			55,495		
	P10				-0.50			-0.35			-0.28		-0.19
	P25				-0.71			-0.56			-0.79		-0.49
2020	Mean/P50			-0.86***	-0.92		-0.58***	-0.74		-0.88***	-0.93		-0.56*** -0.65
	P75				-1.10			-0.93			-1.07		-0.75
	P90				-1.31			-1.18			-1.20		-0.84
	Signif./Tot.			358/382			355/382			97/100			96/100
	R <sup>2</sup>	0.07	0.18	0.21	0.02	0.09	0.10	0.06	0.18	0.20	0.02	0.08	0.09
	Obs.	400,958			400,958			297,742			297,742		

# Micro-geographical scale: Within-city gradients, AM over history

		All cities						100 largest cities					
		Population			Built-up			Population			Built-up		
		(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)
<b>1760</b>	P10				-1.93			-1.89			-1.13		-1.22
	P25				-2.75			-2.75			-2.15		-2.22
	Mean/P50		-2.53***	-3.30		-2.58***	-3.30		-2.05***	-3.25		-2.12***	-3.47
	P75			-3.80			-3.83			-4.07		-4.01	
	P90			-4.15			-4.21			-4.46		-4.46	
	Signif./Tot.			1,333/1,372			1,346/1,372			97/100			97/100
<b>1860</b>	R <sup>2</sup>	0.06	0.39	0.49	0.04	0.41	0.50	0.05	0.28	0.40	0.07	0.32	0.43
	Obs.			128,003			128,021			23,590			23,590
	P10				-0.59			-0.54			-0.50		-0.29
	P25				-0.94			-0.84			-0.74		-0.49
	Mean/P50		-0.92***	-1.38		-0.65***	-1.35		-0.94***	-1.08		-0.53***	-0.79
	P75			-1.87			-1.86			-1.36		-1.14	
<b>2020</b>	P90			-2.27			-2.28			-1.63		-1.39	
	Signif./Tot.			836/979			779/979			92/100			82/100
	R <sup>2</sup>	0.08	0.21	0.27	0.07	0.14	0.20	0.08	0.22	0.26	0.05	0.10	0.14
	Obs.			112,030			112,030			55,495			55,495
	P10				-0.50			-0.35			-0.28		-0.19
	P25				-0.71			-0.56			-0.79		-0.49
<b>2020</b>	Mean/P50		-0.86***	-0.92		-0.58***	-0.74		-0.88***	-0.93		-0.56***	-0.65
	P75			-1.10			-0.93			-1.07		-0.75	
	P90			-1.31			-1.18			-1.20		-0.84	
	Signif./Tot.			358/382			355/382			97/100			96/100
	R <sup>2</sup>	0.07	0.18	0.21	0.02	0.09	0.10	0.06	0.18	0.20	0.02	0.08	0.09
	Obs.			400,958			400,958			297,742			297,742

# Micro-geographical scale: Within-city gradients, AM over history

		All cities						100 largest cities					
		Population			Built-up			Population			Built-up		
		(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)
<b>1760</b>	P10				-1.93			-1.89			-1.13		-1.22
	P25				-2.75			-2.75			-2.15		-2.22
	Mean/P50		-2.53***	-3.30		-2.58***	-3.30		-2.05***	-3.25		-2.12***	-3.47
	P75			-3.80			-3.83			-4.07		-4.01	
	P90			-4.15			-4.21			-4.46		-4.46	
	Signif./Tot.			1,333/1,372			1,346/1,372			97/100			97/100
<b>1860</b>	R <sup>2</sup>	0.06	0.39	0.49	0.04	0.41	0.50	0.05	0.28	0.40	0.07	0.32	0.43
	Obs.	128,003			128,021			23,590			23,590		
<b>2020</b>	P10				-0.59			-0.54			-0.50		-0.29
	P25				-0.94			-0.84			-0.74		-0.49
	Mean/P50		-0.92***	-1.38		-0.65***	-1.35		-0.94***	-1.08		-0.53***	-0.79
	P75			-1.87			-1.86			-1.36		-1.14	
	P90			-2.27			-2.28			-1.63		-1.39	
	Signif./Tot.			836/979			779/979			92/100			82/100
<b>2020</b>	R <sup>2</sup>	0.08	0.21	0.27	0.07	0.14	0.20	0.08	0.22	0.26	0.05	0.10	0.14
	Obs.	112,030			112,030			55,495			55,495		

# Changement des usages du sol entre 1860-2020

- Routes principales encodées à la main (routes secondaires : en cours)

Urbanisé non bâti non routes obtenus comme espaces de 1 à 3 pixels entre bâti.

	1860	2020
Bâti	0.57	0.99
Routes principales	0.27	0.64
Urbanisé non bâti	0.29	2.69
<i>Total</i>	<i>1.13</i>	<i>4.32</i>
Cultures	61.1	42.3
Cultures spécialisées	1.55	2.46
Pâturages	8.80	17.8
Prairies/jachères	10.4	1.5
Forêts	14.9	29.0
Eau	2.1	2.6

- Le bâti a presque doublé, les routes principales un peu plus que doublées,
- L'urbanisé non bâti a augmenté d'un facteur 9, et le total d'un facteur 3, mais reste inférieur à 5%.
- Les cultures (plus grosse catégorie) ont décliné d'un tiers,
- Même si les cultures spécialisés ont par ailleurs augmentées de 60%.
- Les prairies/jachères ont disparu au profit des pâturages, total stable.
- Les forêts ayant par ailleurs doublé.

# Origine des usages 2020 (haut), devenir des usages 1860 (bas)

	2020	Bâti	Urbain	Routes	Cultures	Cul.Spec.	Pâture.	Prairies	Forêts	Eau
1860										
1860	Bâti	42,33%	0,19%	0,47%	0,08%	0,15%	0,28%	0,12%	0,15%	0,15%
	Urbain	0,00%	9,74%	0,10%	0,02%	0,02%	0,07%	0,01%	0,02%	0,02%
	Routes	0,14%	0,22%	33,33%	0,03%	0,04%	0,06%	0,04%	0,07%	0,06%
	Cultures	33,98%	53,09%	30,64%	88,10%	57,70%	50,51%	55,90%	34,59%	23,87%
	Cult. Spé.	2,79%	4,81%	2,89%	0,97%	18,25%	1,04%	0,65%	1,03%	0,84%
	Pâturages	4,18%	6,37%	6,18%	3,10%	9,18%	19,55%	20,57%	10,50%	7,60%
	Prairies	11,86%	18,81%	19,62%	5,00%	9,61%	23,27%	17,66%	8,70%	14,74%
	Forêts	3,73%	5,32%	5,21%	2,33%	3,47%	4,04%	3,76%	43,99%	3,86%
	Eau	1,00%	1,45%	1,57%	0,38%	1,58%	1,19%	1,30%	0,94%	48,86%
	2020	Bâti	Urbain	Routes	Cultures	Cul.Spec.	Pâture.	Prairies	Forêts	Eau
1860										
1860	Bâti	74,33%	0,88%	0,53%	6,03%	0,63%	8,64%	0,30%	7,92%	0,72%
	Urbain	0,01%	90,18%	0,21%	2,47%	0,17%	4,50%	0,07%	2,18%	0,22%
	Routes	0,50%	2,19%	79,05%	5,08%	0,41%	4,23%	0,19%	7,79%	0,55%
	Cultures	0,55%	2,33%	0,32%	61,02%	2,32%	14,67%	1,32%	16,43%	1,03%
	Cult. Spé.	1,79%	8,33%	1,19%	26,52%	28,96%	11,91%	0,60%	19,27%	1,42%
	Pâturages	0,47%	1,95%	0,45%	14,88%	2,57%	39,41%	3,38%	34,62%	2,28%
	Prairies	1,13%	4,86%	1,20%	20,34%	2,27%	39,71%	2,45%	24,29%	3,74%
	Forêts	0,25%	0,96%	0,22%	6,60%	0,57%	4,80%	0,36%	85,55%	0,68%
	Eau	0,48%	1,90%	0,49%	7,78%	1,90%	10,27%	0,92%	13,33%	62,93%

- Bâti, routes, urbain 2020 développés majoritairement à partir de cultures ou prairies,
- Mais moins de 4% des cultures et pâturages 1860 urbanisés en 2020, 8% des prairies.
- Alors que 28% des cultures devenues prairies ou forêts,  
34.6% des pâturages devenus des forêts, 65% des prairies des pâturages ou forêts.

- Possible de produire une grande masse de données à l'aide des archives historiques encodées par machine learning,
- Remise en perspective historique de tendances récentes quant à l'urbanisation et à l'usage des sols.
- Nombreuses autres archives, par exemple projet fiches individuelles recensement avec Ined et Archives.