

ANALYSE DU TEMPS DE RÉPONSE

RÉDIGÉ PAR : ASKRI NAIM

**FORMATION : DATA ANALYST –
DATASCIENTEST**

SESSION : JUIN- AOÛT 2025



**LONDON
FIRE BRIGADE**

TABLE DES MATIÈRES

INTRODUCTION : la London Fire Brigade	2
Contexte	2
Objectifs du projet	3
I. Analyse exploratoire et traitement des données avec Python	4
1/ DONNÉES UTILISÉES.....	4
2/ PRE-PROCESSING	5
3/ EXPLORATION DES DONNÉES.....	6
4/ DATA VISUALISATION	10
Distribution du temps de réponse premier véhicule.....	10
Distribution du temps de réponse par catégorie	11
Temps de réponse avant et pendant confinement	14
5/ CORRÉLATION AVEC LE TEMPS DE RÉPONSE	16
Matrice de corrélation	16
Corrélation entre AttendanceTime et TravelTime	17
Corrélation entre AttendanceTime et Delay	18
II. modélisation et visualisation avec Power BI.....	22
1/ MODÉLISATION DU DATASET.....	23
Power Query	23
Schéma en étoile.....	24
Mesures	25
2/ DATAVIZ AVANCÉES.....	25
3/ CONTRAINTES ET LIMITATION DU PROJET	37
4/ CONCLUSION	38

INTRODUCTION : LA LONDON FIRE BRIGADE

Contexte

*"On 14 June 2017 a fire broke out at Grenfell Tower in North Kensington killing 72 people. It was one of the worst UK fires in living memory, and a tragedy for the survivors, their families, and the wider Grenfell community. The Grenfell Tower Inquiry was set up to examine the circumstances leading up to and surrounding the fire. It has since been a catalyst for deep institutional transformation within the Brigade."*¹

Extrait du site internet de la LFB, page "about us"/"Grenfell Tower fire"

Divisée en 13 « *boroughs* » ("arrondissements"), Londres est une ville couvrant 1587 km² et comptant 8 millions d'habitants soit 1/7 de la population anglaise totale. Superficie et population équivalent ainsi à deux fois la petite couronne parisienne. La capitale est dotée d'une brigade de pompiers parmi les plus grandes au monde, la *London Fire Brigade* (LFB).

Créée en 1865, la *London Fire Brigade* a pour mission de "servir et de protéger Londres."². Elle emploie plus de 5 000 personnes, opérant depuis 109 sites, dont **102 casernes de pompiers**, la station fluviale et des locaux de soutien tels que le quartier général au centre de Londres. **Les véhicules et les équipements du LFB doivent être fiables et facilement disponibles, l'indisponibilité des véhicules et des équipements ayant un impact significatif sur la capacité de la Brigade à remplir ses obligations statutaires.**³

En 2017, l'incendie de la Grenfell Tower ayant causé 72 morts est venu remettre en cause l'organisation de la LFB et accélérer sa modernisation notamment par la mise en place de technologies télémétriques d'information.

¹ <https://www.london-fire.gov.uk/about-us/grenfell-tower-fire/>, 04/07/2025

² LFB, "[London Fire Brigade Fleet Strategy 2024 – 2035](#)", 20/03/2024, p.30

³ Ibidem.

Il s'ensuit qu'elle se fixe les objectifs suivants :

"L'approche opérationnelle du LFB en matière de lutte contre les incendies et d'opérations de sauvetage est déterminée par le département **Operational Policy and Assurance (OP&A)** du LFB. **Les objectifs d'intervention actuels sont de 6 minutes en moyenne pour le premier appareil et de 8 minutes en moyenne pour le deuxième appareil. Un appareil doit arriver sur les lieux d'un incident partout dans Londres dans les 10 minutes pour 90 % des incidents et dans les 12 minutes pour 95 % des incidents.** Un nombre prédéterminé d'appareils est placé stratégiquement dans des zones de Londres où ils peuvent être nécessaires pour atténuer le risque associé à cette zone spécifique. L'une des principales exigences techniques des appareils de pompage est qu'ils doivent être **capables de pomper pendant 4 heures en continu sans être ravitaillés en carburant.**" ⁴

Objectifs du projet

Bien que le nombre de victimes diminue au fil du temps, le nombre d'incidents est quant à lui en augmentation ces dernières années. L'atteinte des objectifs précédents, fixés pour la période 2024-2035, est donc d'autant plus importante puisque la catastrophe de Grenfell reste dans les esprits de par son ampleur et sa gestion sans doute perfectible.

Dans ce projet, nous nous intéressons à la période 2018-2020 qui suit directement l'incident. L'objectif est la réalisation d'une analyse des temps de réponse de la LFB sur la période choisie afin de comparer sa performance actuelle à celle des objectifs attendus et d'identifier les variables ayant un impact significatif sur le temps de réponse pour l'aider à s'améliorer et remplir ses obligations.

Dans ce premier rendu, on réalise une analyse exhaustive des données et on s'intéresse aux variables impactant le temps de réponse.

⁴ P.33

I. ANALYSE EXPLORATOIRE ET TRAITEMENT DES DONNÉES AVEC PYTHON

1/ DONNÉES UTILISÉES

Description et fiabilité

Nous disposons d'un jeu de données concernant les incidents, notamment leur catégorie, date et heure, l'arrondissement et le type de propriété, des informations géographiques ainsi que la durée d'arrivée du premier et deuxième appareil.

Ainsi qu'un jeu de données sur la mobilisation qui se concentre davantage sur le temps d'attente entre un appel, le départ d'un appareil et son arrivée sur les lieux de l'incident, ou encore la caserne depuis laquelle il est parti.

En moyenne, on dénombre environ 100 000 incidents par an entre 2018 et 2020, ce qui en fait un jeu de données riche. Régi par le UK Code of Practice for Statistics et contrôlé par le UK Statistics Authority et le Statistics and Registration Service Act 2007, on peut considérer qu'il est fiable⁵. Les données sont disponibles en libre accès depuis le London Datastore.

Choix de variables pertinentes

Parmi les variables à disposition, nous sélectionnons celles de catégorie et sous-catégorie d'incident, catégorie de propriété, qualificatif d'adresse, temps de réponse des premier et deuxième appareils, temps d'engagement et de temps de réponse global, nombre d'appels et description des retards. Elles nous semblent pertinentes pour notre étude.

⁵ <https://code.statisticsauthority.gov.uk/questions-for-data-users/>

Limites

Les variables sont pour la plupart qualitatives, ce qui suggère qu'une matrice de corrélation ne suffira pas à identifier toutes les corrélations. D'autres axes d'analyse que ceux choisis tels que l'heure des incidents, la latitude et la longitude, ou encore la répartition des incidents par arrondissement pourraient également s'avérer intéressants, cependant nous faisons le choix de limiter le nombre d'axes plutôt que d'effectuer une étude très sommaire de chacun d'eux.

2/ PRE-PROCESSING

Traitement des données

Le jeu de données ne contient aucun doublon. Nous avons en revanche quelques valeurs manquantes à traiter. Pour certaines variables, le nombre de valeurs manquantes est élevé mais il faut faire attention. Par exemple, la variable "Type de Service Spécial" n'a de sens que si l'incident est de type "Service Spécial", ce qui ne concerne évidemment pas tous les incidents. Idem pour les retards. Nous effectuons les remplacements nécessaires sur les valeurs qui manquent réellement.

Transformations

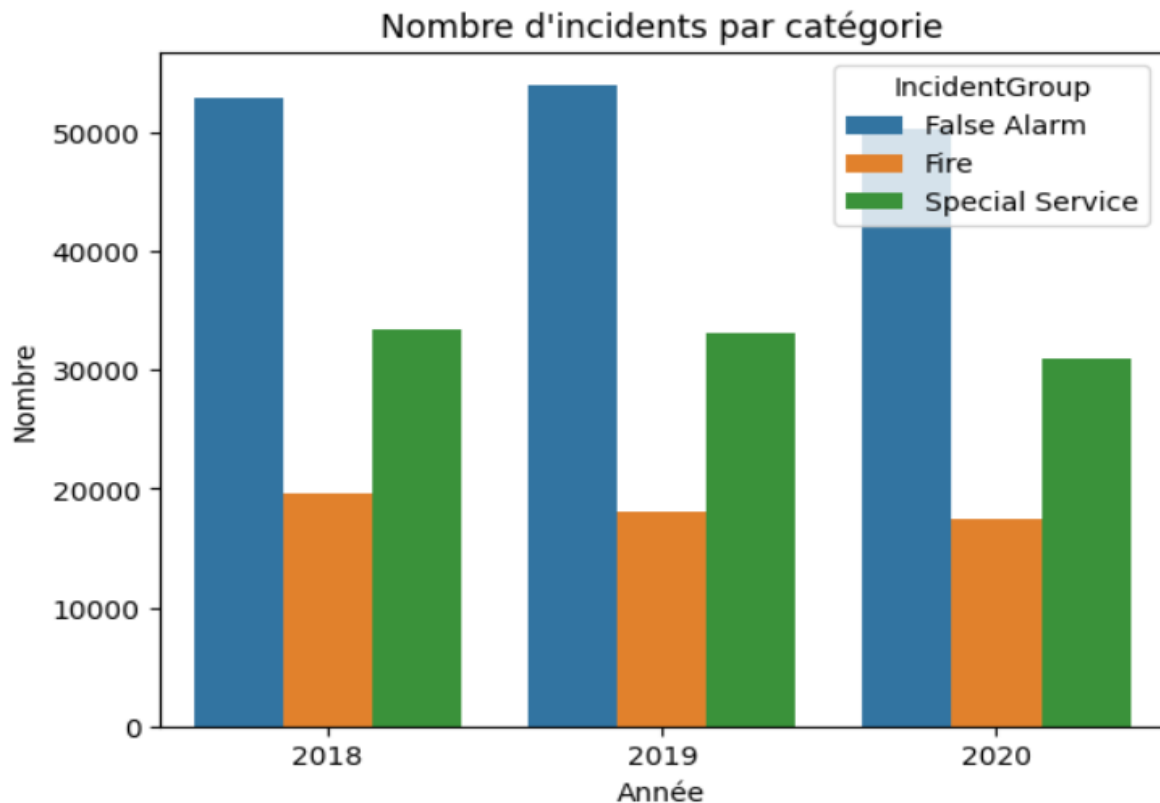
Nous avons enrichi le jeu de données de nouvelles variables lors d'une étude préliminaire, notamment une variable "Mois" afin d'effectuer des explorations mensuelles. Pour celles-ci, nous avons également appliqué une standardisation des valeurs après avoir compté le nombre d'incidents par mois. Ceci nous a servi à titre personnel mais n'est pas utilisé dans ce rapport.

D'autres transformations telles que la normalisation ou la réduction de dimension n'ont pas été requises dans notre jeu de données.

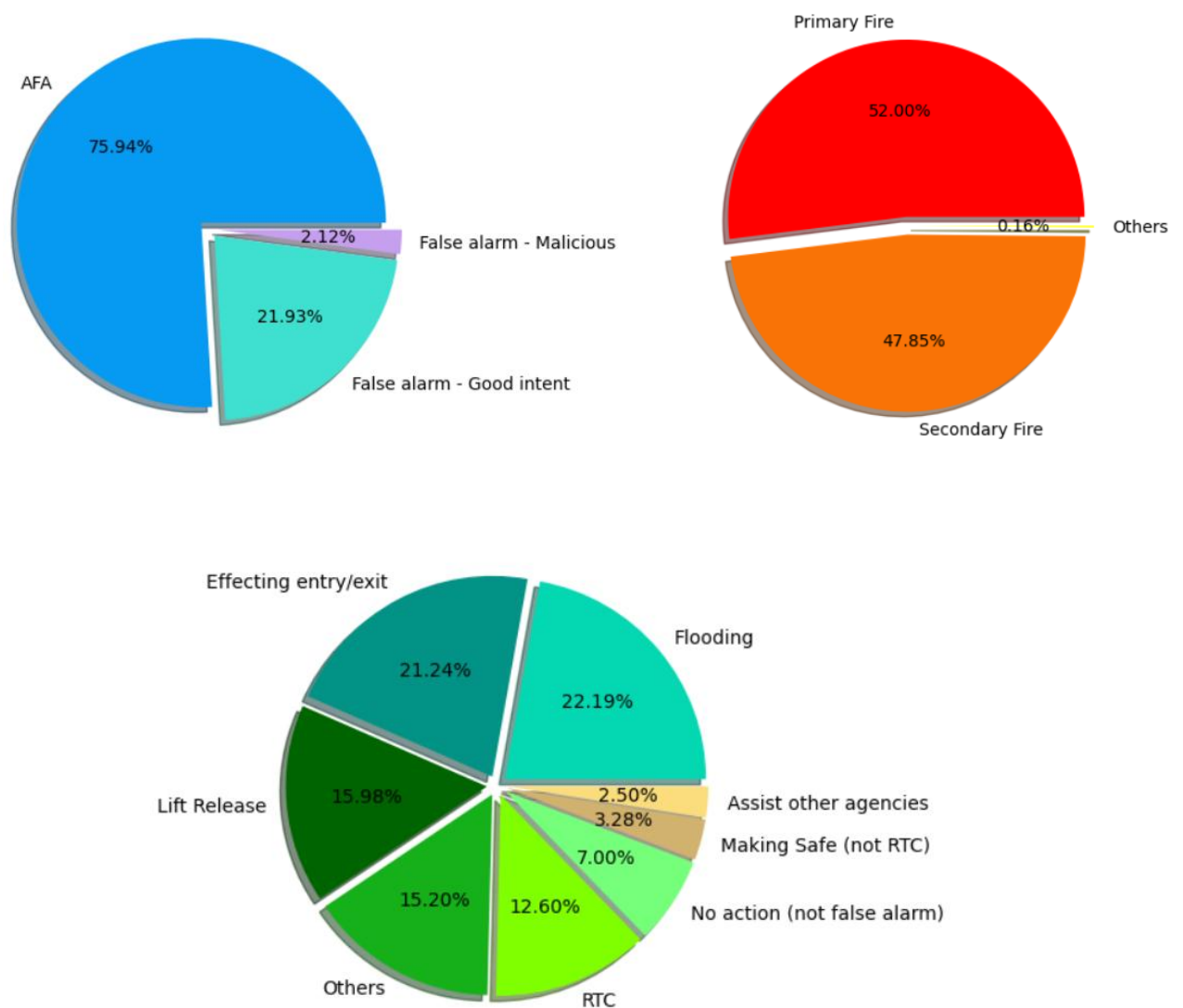
3/ EXPLORATION DES DONNÉES

Catégorie et sous-catégorie d'incident

Nous commençons par visualiser les types d'incidents auxquels nous avons à faire. Ils sont regroupés en trois catégories comme le montre le graphique ci-dessous.



- Les **fausses alarmes** représentent la majorité des incidents (51%), ce qui peut être surprenant à première vue. Les **services spéciaux** représentent une part assez importante (31%), on verra dans la section suivante à quoi ils correspondent. Enfin les **feux** représentent la part la moins grande (18%).
- On note également que le nombre d'incidents par catégorie est assez stable d'une année à l'autre. Il y a même une légère baisse de façon globale, excepté pour les fausses alarmes entre 2018 et 2019.



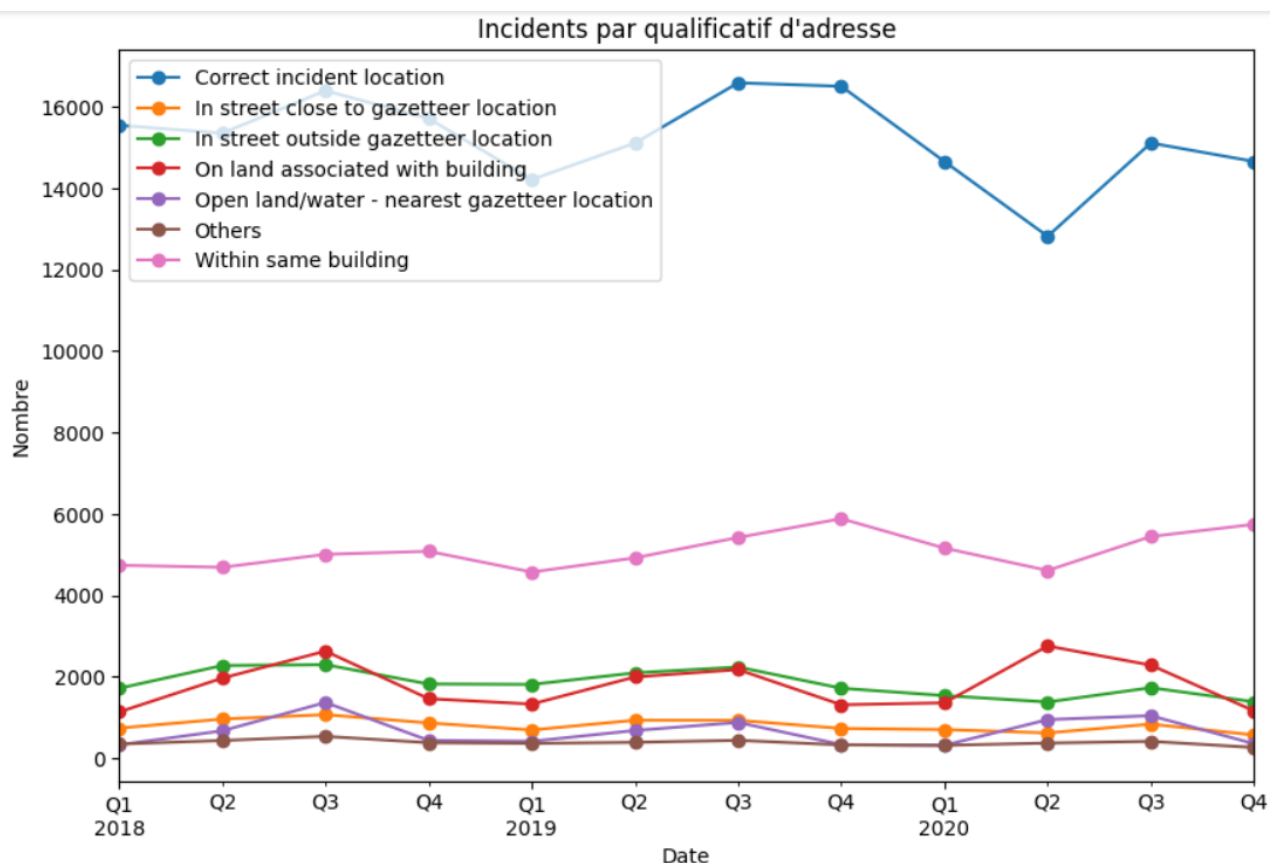
Les pie charts ci-dessus décrivent les sous-catégories des incidents. On note que :

- La forte proportion de fausses alarmes provient des **AFA (Automatic Fire Alarm)**, ce qui suggère que de très nombreuses alarmes se déclenchent alors qu'elles ne le devraient pas. Cela entrave l'efficacité de la LFB.
- Les feux se répartissent de façon assez équitable entre **feux primaires** (sérieux, impliquant des décès ou ayant nécessité au moins cinq véhicules, dont les feux d'habitation, de véhicules et de bâtiments en extérieur), et **feux secondaires** (moindres, ne concernent pas de propriété de personnes).

- Enfin les services spéciaux regroupent principalement les **inondations**, les **incidents affectant une entrée / une sortie**, et les **incidents impliquant des ascenseurs**. On ne représente que les principales sous-catégories ici.

Incidents par qualificatif d'adresse

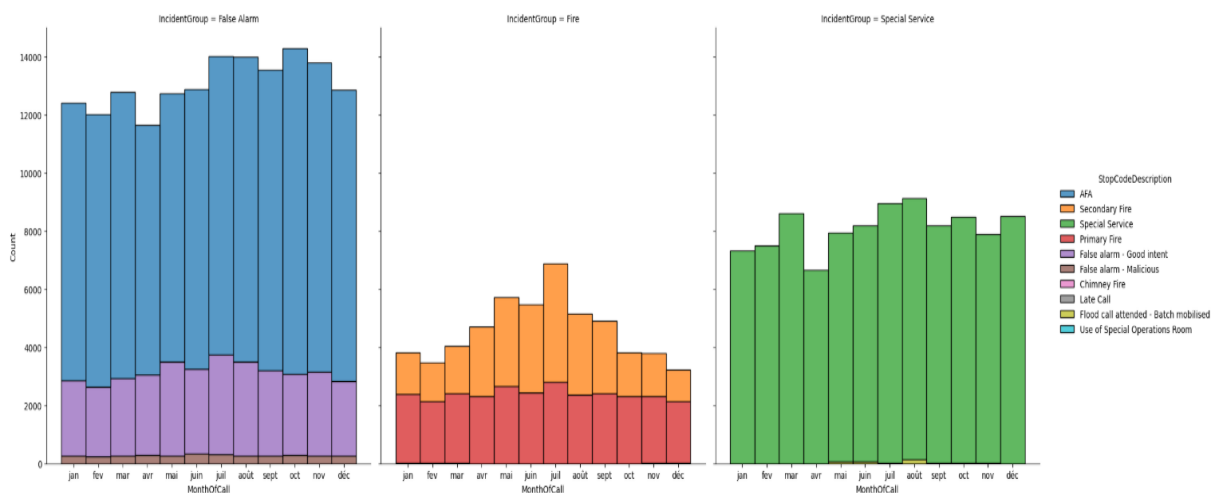
La variable "qualificatif d'adresse" indique si l'incident se situe bien à l'adresse renseignée ou non (le cas échéant, est-ce qu'il se situe dans le même bâtiment, la même rue, etc.). On visualise la répartition des valeurs comme pour les propriétés.



- Le graphique montre que la plupart des incidents sont **bien renseignés**. L'efficacité de la LFB sera donc bonne et on s'attend à ce qu'il n'y ait pas trop de retard dû à une mauvaise localisation fournie.

- En deuxième position, les incidents se situent **dans le même bâtiment** que celui du lieu indiqué, ce qui reste acceptable. En revanche, certains cas suggèrent qu'il ne s'agit que de la bonne rue, voire plus loin, ce qui augmentera le temps de réponse.

Incidents selon le mois



La question de l'incidence du mois et de la saison sur les incidents et le temps de réponse peut être étudiée en fonction de la variable *Incident Group*.

On voit que les **fausses alarmes** sont en nette augmentation au deuxième semestre ainsi qu'en fin d'année. Plus particulièrement, les *fausses alarmes avec mauvaises intentions* sont régulières sur l'année tandis que les *alarmes automatiques (AFA)* sont en augmentation en fin d'année au contraire *des fausses alarmes en bonne intention* dont le pic est atteint en été.

Les **feux primaires** sont répartis de façon presque constante sur l'année. En revanche, on observe une forte augmentation des *feux secondaires* en été avec un net pic en juillet.

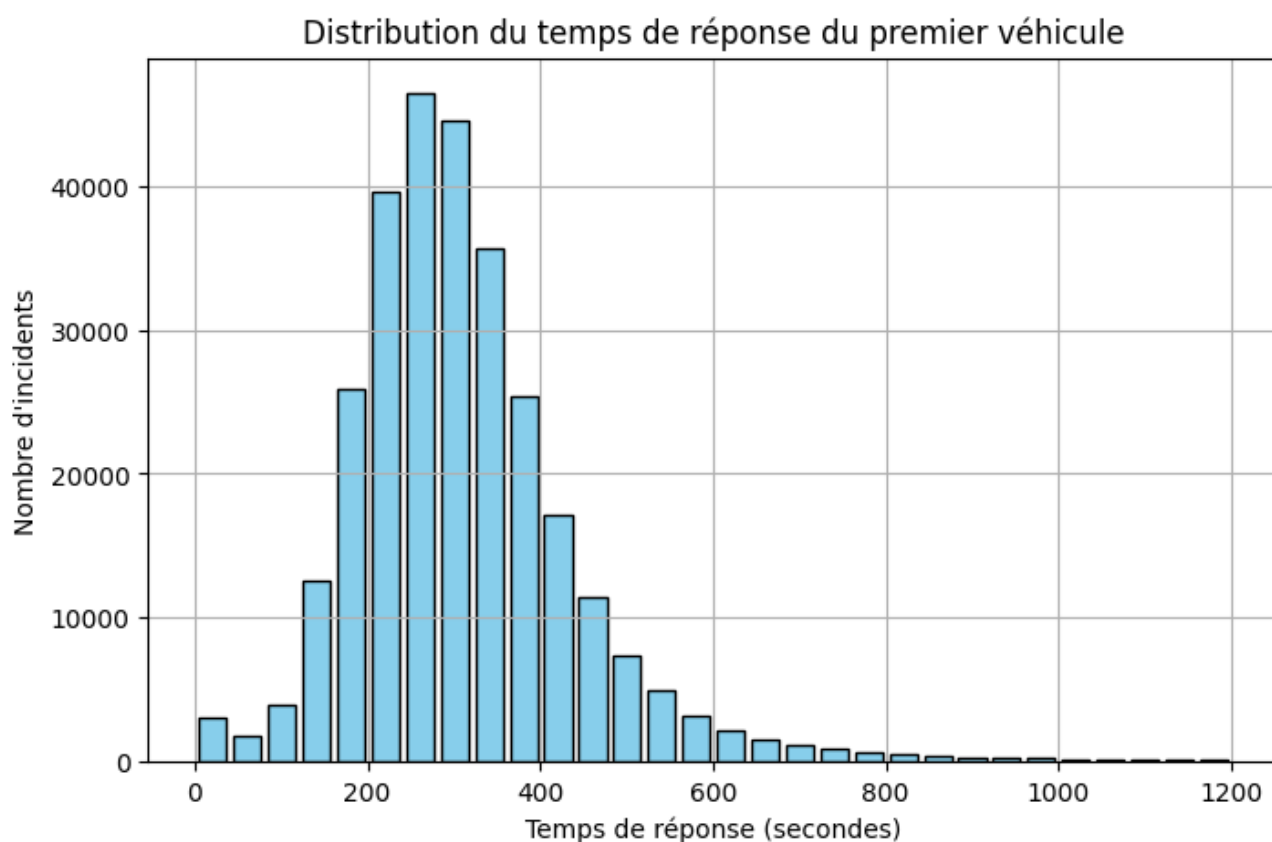
Les incidents dits "**Service Spécial**" baissent de façon importante au printemps avec un pic en été poussé par les inondations.

On peut ici constater un lien fort entre le mois de l'année et les catégories d'incidents observés.

4/ DATA VISUALISATION

Distribution du temps de réponse premier véhicule

Le graphique ci-dessous présente la distribution du temps de réponse du premier véhicule / appareil de la LFB.



On observe une concentration des incidents avec un temps de réponse compris entre 200 et 400 secondes (soit environ 3 à 6 minutes), ce qui correspond globalement aux objectifs fixés par la brigade (un premier véhicule attendu en moins de 6 minutes en moyenne).

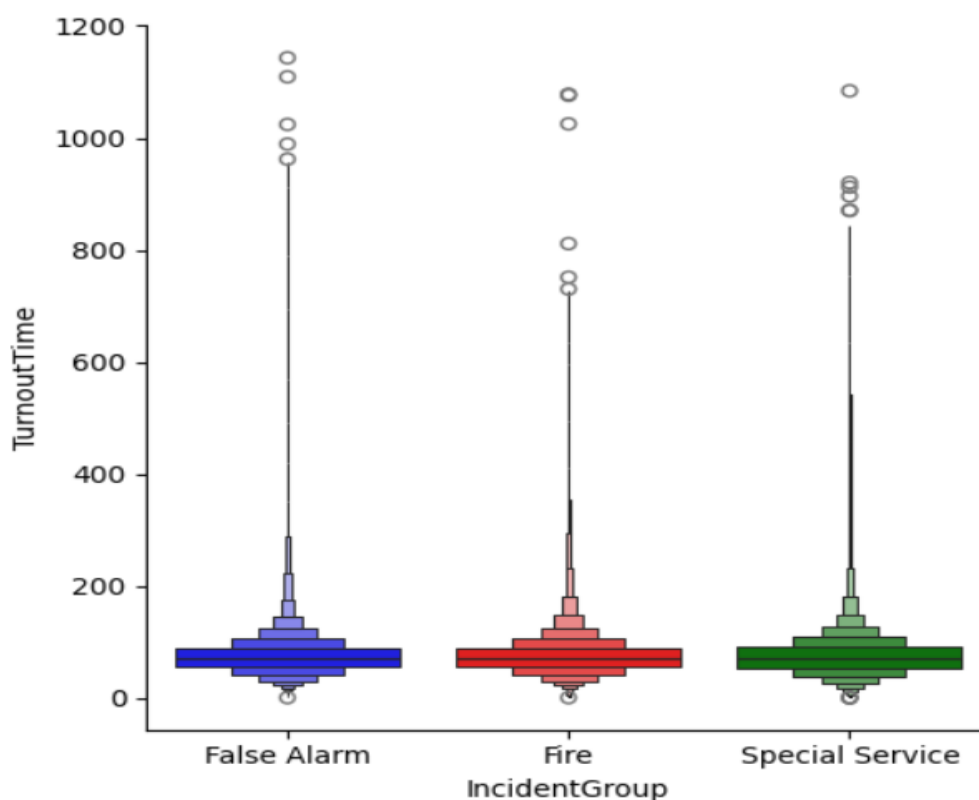
Cependant, on note la présence de valeurs extrêmes :

- D'une part, 0,3% d'incidents ont un temps de réponse vraiment court (5 secondes ou moins), ce qui semble aberrant sachant qu'il faut se préparer et se rendre sur les lieux de l'incident.
- D'autre part, 3% d'incidents ont des temps supérieurs à 10 minutes (600 secondes) et 0,4% dépassent même les 15 minutes (900 secondes). Ces valeurs témoignent de situations exceptionnelles (localisation imprécise, trafic, incidents dans des zones difficiles d'accès, etc.).

Ces résultats illustrent que, bien que la majorité des interventions se situent dans les délais attendus, des efforts restent à mener pour réduire les temps les plus longs, en particulier dans le cadre des **objectifs post-Grenfell**.

Distribution du temps de réponse par catégorie

Les graphiques ci-dessous illustrent le temps de préparation et de réponse des véhicules de pompiers sur les lieux selon le groupe d'incident (fausse alarme, feu ou service spécial).

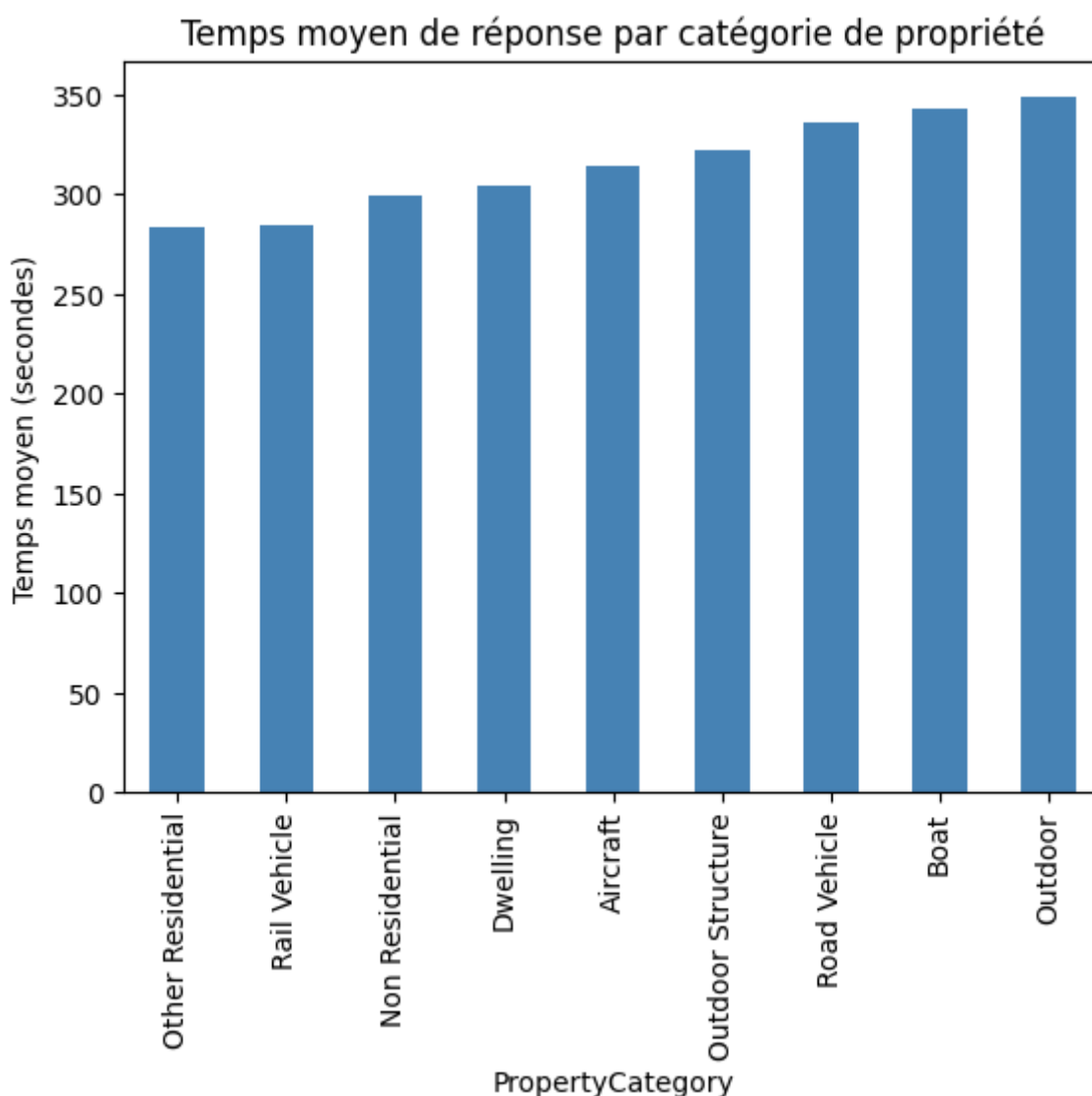


On observe également la présence de valeurs extrêmes dépassant les **1000 secondes** dans les trois types, reflétant la diversité des situations rencontrées.

Ces résultats confirment que les fausses alarmes, nombreuses dans le jeu de données, mobilisent les équipes de la même façon que les incidents réels, ce qui peut nuire à l'efficacité globale.

Temps moyen de réponse - catégorie de propriété

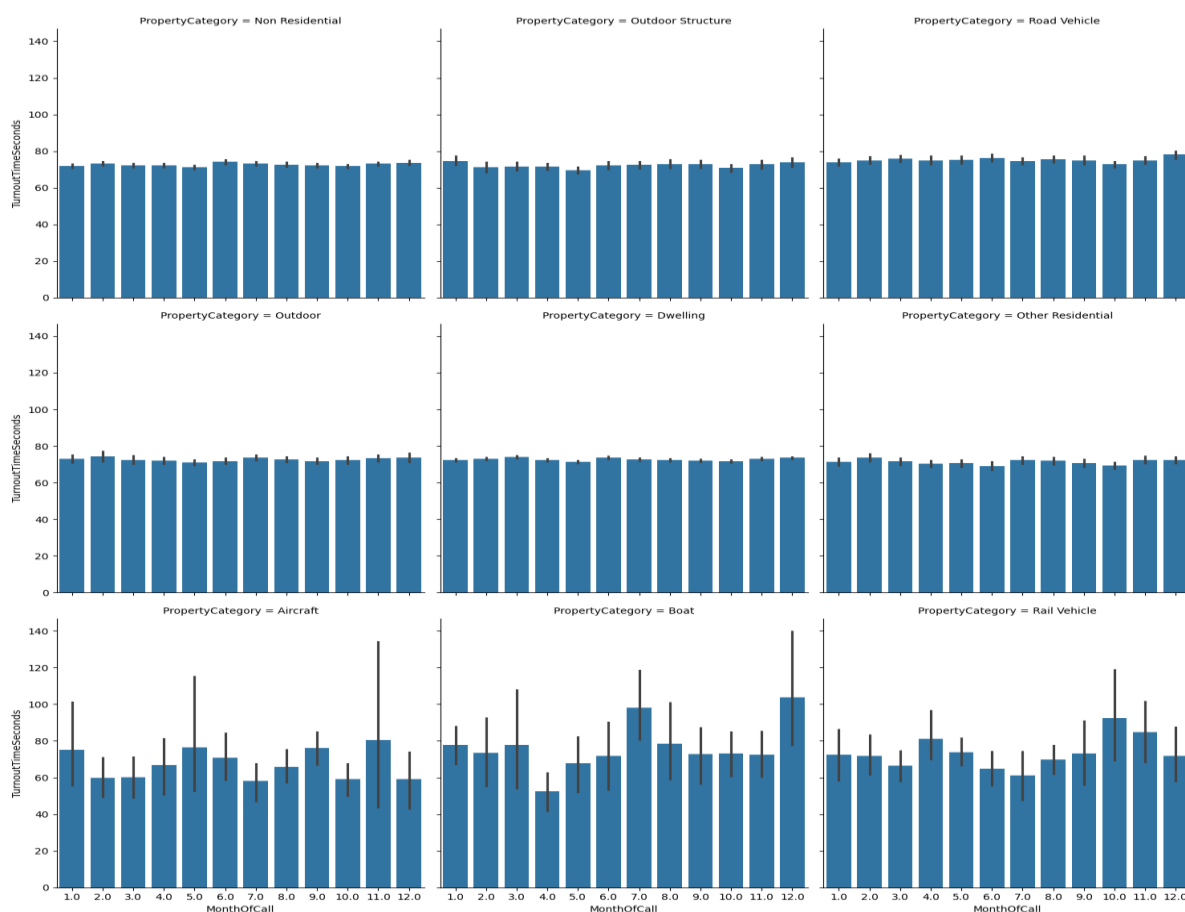
Le graphique présente le temps moyen de réponse du premier véhicule selon la catégorie de propriété concernée.



On observe que :

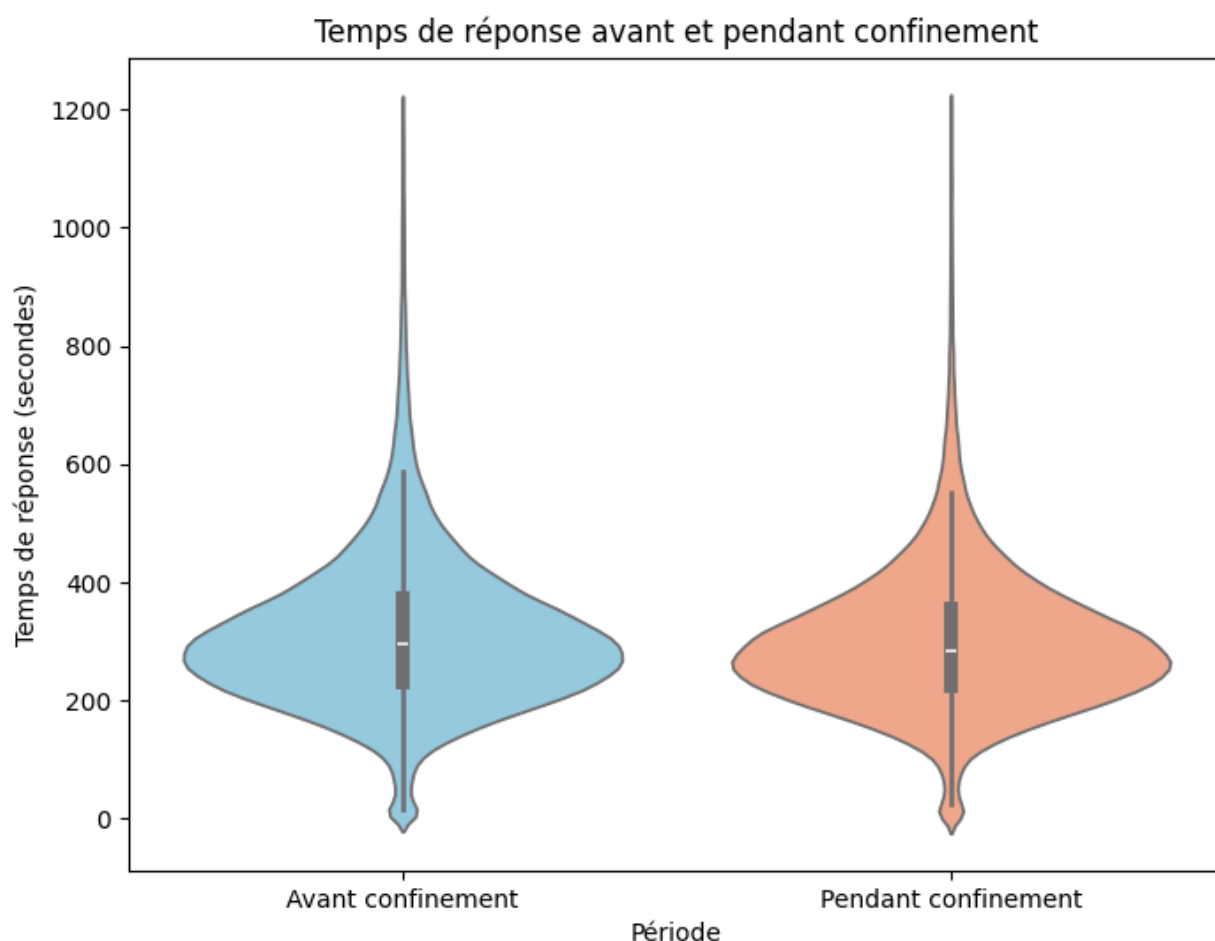
- Les habitations (**Dwelling**, **Other Residential**), les **propriétés non résidentielles**, les **véhicules ferroviaires** et l'**aéronef** affichent des délais moyens proches, entre 280 et 300 secondes.
- Les temps moyens sont légèrement plus élevés pour les interventions concernant des zones **extérieures**, des **bateaux** ou des **véhicules routiers**, dépassant les 330 à 340 secondes.

Ces résultats traduisent la capacité du LFB à intervenir de façon similaire sur les bâtiments résidentiels et non résidentiels, dans lesquels les enjeux humains sont potentiellement les plus critiques comme nous l'avons vu dans le cas des feux d'habitation, alors que les temps légèrement plus longs observés pour les interventions sur des lieux plus spécifiques (bateaux, espaces ouverts) peuvent s'expliquer par la nature des incidents ou leur localisation. On peut également noter que le temps d'intervention est fortement affecté par le mois en ce qui concerne les incidents en dehors des zones classiques accessibles par la route : avion, bateau et véhicules sur rail (graphique ci-dessous).



Temps de réponse avant et pendant confinement

Le graphique ci-dessous compare la distribution des temps de réponse du premier véhicule avant et pendant la période de confinement, laquelle a débuté à Londres le 23 mars 2020.



On observe des distributions globalement similaires entre les deux périodes :

- Les temps médians sont proches, autour de **300 secondes**, et la concentration des temps de réponse se situe majoritairement entre **200 et 400 secondes**, avec une proportion comparable de valeurs dépassant les **600 secondes** dans les deux cas.
- Cela suggère que la période de confinement n'a pas eu d'impact majeur sur les délais d'intervention du LFB, malgré un contexte opérationnel particulier.

Toutefois, une analyse statistique complémentaire est nécessaire afin de confirmer s'il existe ou non une différence significative entre les temps de réponse avant et pendant la période de confinement.

→ Calcul de la moyenne et de l'écart-type du temps de réponse

	mean	std	count
periode			
Avant confinement	312.786273	129.679289	232761
Pendant confinement	299.804449	120.216692	76791

Nous constatons une légère diminution du temps moyen de réponse pendant la période de confinement (environ 14 secondes). L'écart-type est également plus faible, ce qui traduit une dispersion un peu moins marquée du temps de réponse. Cette tendance pourrait s'expliquer par un effet indirect du confinement (réduction du trafic, moindre complexité des interventions). Il convient de confirmer cela par une analyse statistique complémentaire, telle qu'un test ANOVA.

→ Test ANOVA d'hypothèse

Hypothèses et résultats :

H0 : Le temps de réponse moyen est le même avant et pendant le confinement.

H1 : Le temps de réponse moyen est différent selon la période.

	df	sum_sq	mean_sq	F	PR(>F)
periode	1.0	9.731019e+06	9.731019e+06	599.565598	2.783737e-132
Residual	309550.0	5.024032e+09	1.623012e+04	NaN	NaN

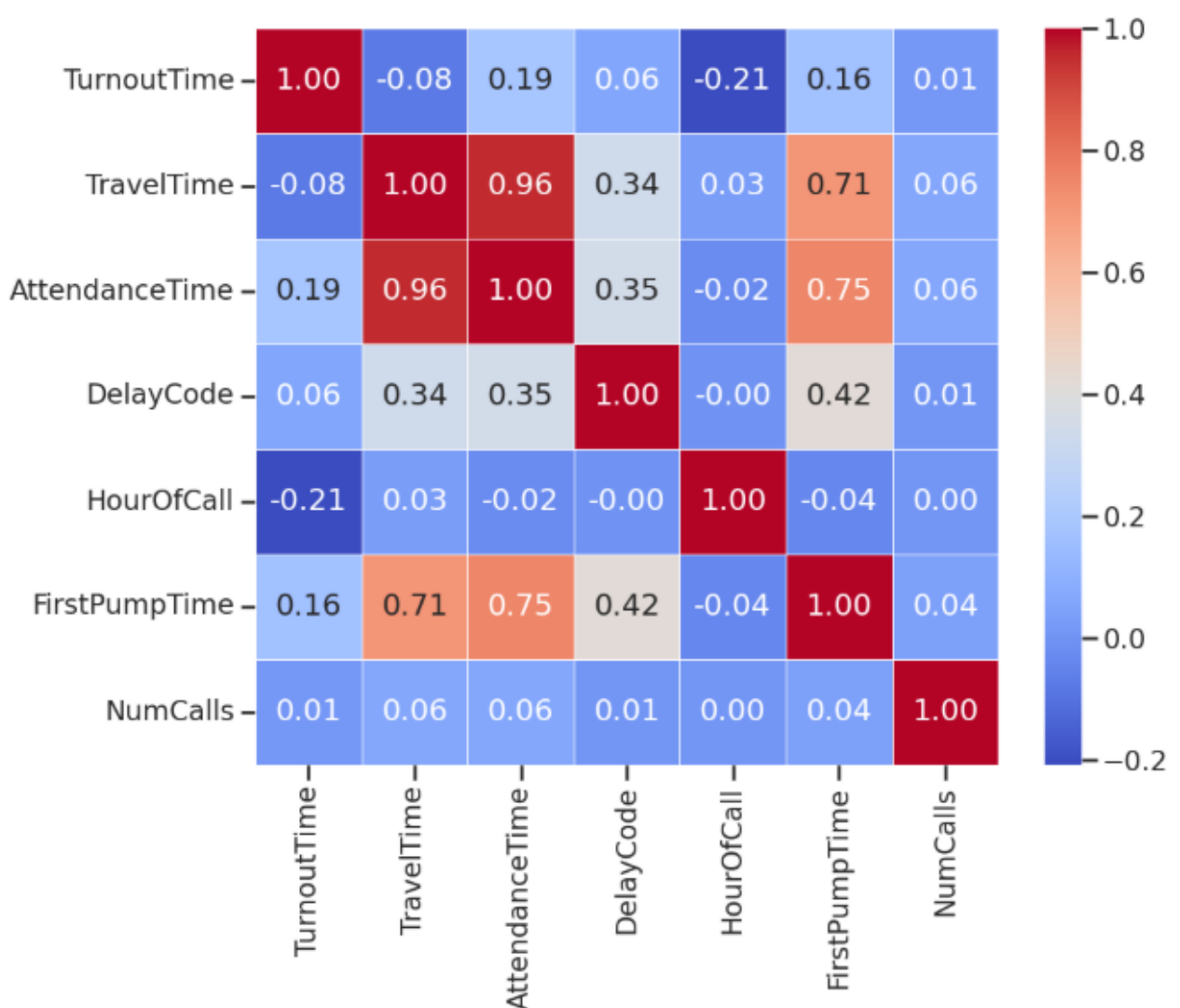
La p-value obtenue (**environ $2,78 \times 10^{-132}$**) est largement inférieure au seuil de 0,05. Cela nous conduit à rejeter l'hypothèse nulle d'égalité des moyennes.

Conclusion : Le confinement a eu un effet significatif sur le temps de réponse de la LFB. Les statistiques descriptives, comme le test ANOVA, confirment une diminution du temps moyen de réponse ainsi qu'une dispersion légèrement moins marquée du temps d'intervention pendant le confinement, par rapport à la période précédente.

5/ CORRÉLATION AVEC LE TEMPS DE RÉPONSE

Matrice de corrélation

Pour compléter notre étude, il convient de s'intéresser aux corrélations entre la variable AttendanceTime ainsi que d'autres variables pouvant avoir un impact significatif dessus. Pour ce faire, nous sélectionnons les variables quantitatives potentiellement corrélées avec le temps de réponse et nous obtenons la matrice de corrélation suivante.

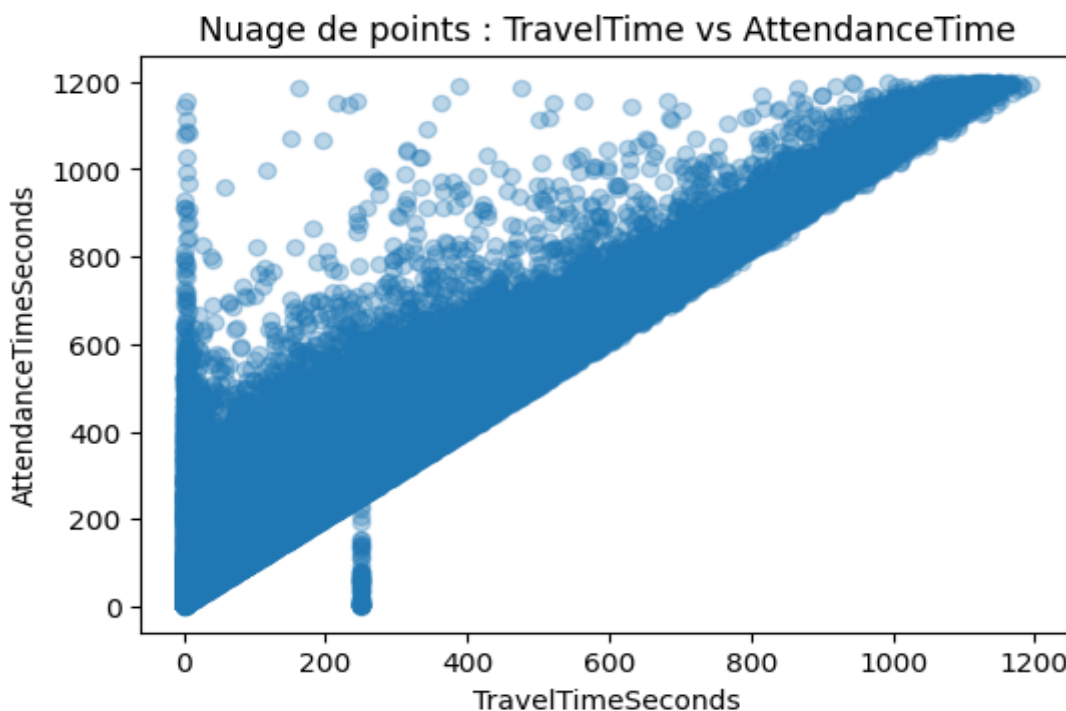


- La variable FirstPumpTime montre une corrélation élevée avec AttendanceTime, et c'est normal car AttendanceTime comprend les temps de tous les camions, en l'occurrence du premier et du deuxième et des suivants s'il y en a. Nous n'allons donc pas effectuer d'étude supplémentaire sur cette corrélation.

- Par définition, $\text{AttendanceTime} = \text{TravelTime} + \text{TurnoutTime}$. On s'attend donc à voir une corrélation entre ces variables et c'est bien le cas de **TravelTime** mais pas de **TurnoutTime**. On l'explique par le fait que **TravelTime** a beaucoup plus de poids que **TurnoutTime** (le trajet est plus long que la préparation en général).
- Une autre variable a une certaine corrélation : **DelayCode**. Nous allons donc étudier la corrélation entre le type de retard et le temps de réponse.
- Enfin, les variables heure de l'incident et nombre d'appels ne montrent pas de corrélation significative.

Corrélation entre Attendance Time et Travel Time

Dans un premier temps, nous avons souhaité vérifier la linéarité entre les variables *AttendanceTimeSeconds* (**temps d'intervention**) et *TravelTimeSeconds* (**temps de trajet**), afin de déterminer si l'application d'un test de corrélation de Pearson était appropriée.



Le nuage de points met en évidence une relation globalement linéaire et positive : **plus le temps de trajet augmente, plus le temps d'intervention augmente également.**

Cette tendance s'explique naturellement, puisque le temps de trajet constitue une composante du temps d'intervention.

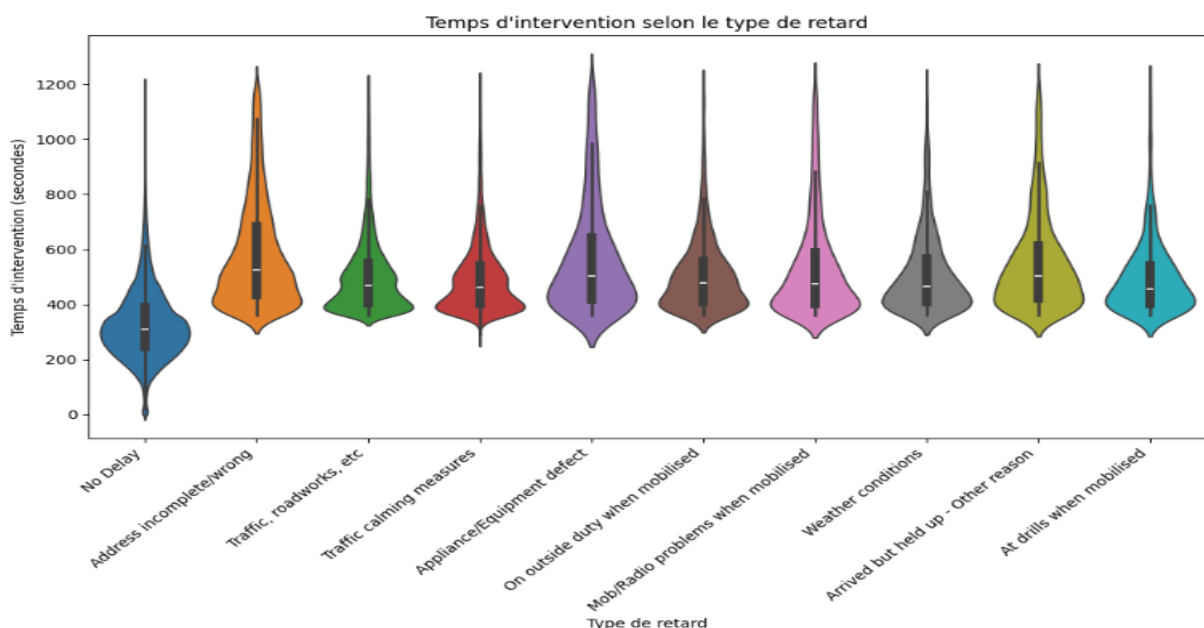
Étant donné que la linéarité des deux variables est bien respectée, nous avons réalisé un test de corrélation de Pearson afin de quantifier cette relation. Les résultats du test sont les suivants :

- **Coefficient de corrélation de Pearson : 0.965**
- **P-value : 0.000**

Ces résultats indiquent une **très forte corrélation linéaire positive** entre le temps de trajet et le temps d'intervention. La p-value extrêmement faible confirme que cette corrélation est hautement significative sur le plan statistique.

Conclusion : plus le temps de trajet augmente, plus le temps d'intervention augmente également, de manière presque proportionnelle.

Corrélation entre AttendanceTime et Delay



Nous avons représenté la répartition du temps d'intervention (AttendanceTime) en fonction des différentes modalités de retard (DelayCode_Description). Le graphique montre que :

- **Les incidents sans retard** (No Delay) présentent des temps d'intervention plus courts, avec une concentration des valeurs autour de **300 secondes**.
- **Les autres types de retard** entraînent globalement des temps d'intervention plus élevés. Certains types tels que 'Address incomplete/wrong' ou 'Appliance/Equipment defect', sont associés à des distributions dont la médiane et la densité sont situées à des niveaux de temps plus élevés, dépassant fréquemment **500 secondes**.
- La variabilité des temps d'intervention est également plus grande en présence de retard, avec des distributions qui s'étirent davantage vers des temps longs.

Conclusion : Ce graphique met en évidence l'impact des différents types de retard sur le temps d'intervention. Il confirme visuellement que la présence d'un retard, quel qu'il soit, tend à allonger le temps d'intervention de la brigade. Ces observations seront confirmées par le calcul des statistiques descriptives (moyennes et écarts-types) et le test ANOVA.

→ Calcul de la moyenne et de l'écart-type du temps de réponse

	mean	std
DelayCode_Description		
Address incomplete/wrong	583.85	195.35
Appliance/Equipment defect	567.09	199.49
Arrived but held up - Other reason	550.85	173.75
At drills when mobilised	496.06	131.09
Mob/Radio problems when mobilised	533.53	181.87
No Delay	302.33	117.34
Not held up	493.76	132.71
On outside duty when mobilised	505.72	132.70
Traffic calming measures	493.33	130.28
Traffic, roadworks, etc	502.19	135.65
Weather conditions	510.57	146.64

L'analyse des moyennes montre des différences marquées entre les types de retard :

- **Sans retard**, le temps moyen d'intervention est nettement plus bas (environ 302 secondes), ce qui confirme que l'absence de retard facilite une intervention rapide.
- **En présence de retards**, le temps moyen d'intervention est systématiquement plus élevé. Les retards liés à une adresse incomplète ou erronée (**584s**) ou un défaut d'équipement (**567s**) entraînent des temps d'intervention plus longs que les retards dus aux conditions météo ou à des problèmes de radio générant également des moyennes (**entre 510 et 535 secondes**).

Les écarts-types confirment que les situations avec retard traduisent une plus grande variabilité dans le temps d'intervention selon les circonstances (par exemple **199s** pour les défauts d'équipement). À l'inverse, l'absence de retard s'accompagne d'un écart-type plus faible (**117s**), ce qui traduit des interventions plus homogènes en durée.

Conclusion : Ces résultats illustrent clairement l'impact des différents types de retard sur la durée d'intervention des pompiers. Certains types de retard sont particulièrement pénalisants et pourraient faire l'objet d'actions spécifiques pour réduire leur incidence.

→ Test ANOVA d'hypothèse

Nous voulons vérifier si le temps moyen d'intervention (AttendanceTime) varie de manière significative selon les différentes modalités de DelayCode_Description (type de retard).

Hypothèses et résultats :

H0: Le temps moyen d'intervention est identique pour toutes les modalités de retard
H1: Il existe au moins une modalité de retard pour laquelle le temps moyen d'intervention est différent.

	df	sum_sq	mean_sq	F	PR(>F)
C(DelayCode_Description)	9.0	1.425466e+09	1.583851e+08	8238.758089	0.0
Residual	458787.0	8.819902e+09	1.922439e+04	NaN	NaN

La p-value obtenue est quasi nulle (p-value = 0.0) et largement inférieure au seuil de 0,05. Cela nous conduit à rejeter l'hypothèse nulle (H0), selon laquelle il n'existerait pas de différence significative du temps d'intervention entre les catégories de retard.

Conclusion : cela confirme que le type de retard a un impact statistiquement très significatif sur la durée des interventions des pompiers.

II. MODÉLISATION ET VISUALISATION AVEC POWER BI

1/ Préparation des données

Dans cette deuxième partie, nous nous concentrons sur la préparation des données en vue de la conception du rapport Power BI. Contrairement à la première phase consacrée à la datavisualisation sous Python, cette étape vise à structurer un dataset optimisé pour Power BI, garantissant à la fois performance, cohérence et qualité des analyses. L'objectif est de produire des visualisations pertinentes permettant de décrire et comprendre les facteurs et contraintes influençant les temps de réponse de la LFB, tout en comparant ces résultats aux objectifs opérationnels définis en amont.

Les fichiers sources, issus de la LFB, contenaient de nombreuses variables non pertinentes pour notre analyse ainsi que des données incomplètes. Pour éviter de surcharger Power Query avec des colonnes inutiles, nous avons choisi d'effectuer un prétraitement rigoureux directement dans Python, selon une démarche structurée :

- Remplacement des valeurs manquantes et normalisation des types :
- Suppressions des colonnes inutiles
- Fusion des deux DataFrames (incidents et mobilisations) par jointure à gauche (left join) : Cette approche a permis de conserver l'intégralité des incidents et de n'exclure que les enregistrements dépourvus d'information mobilisable.
- Export du DataFrame nettoyé au format CSV : le fichier final, allégé et structuré, a été sauvegardé pour intégration dans Power Query.

Ces opérations, en partie amorcées lors de la phase exploratoire, ont été approfondies ici pour optimiser la volumétrie du dataset et garantir la performance du modèle Power BI.

Cette préparation méthodique assure non seulement une meilleure qualité d'analyse, mais également une modélisation efficace dans la suite du projet (schéma en étoile et mesures DAX).

1/ MODÉLISATION DU DATASET

Power Query

Une fois les données nettoyées et exportées depuis Python, nous avons procédé à la phase finale de préparation dans Power Query afin d'optimiser la structure du modèle pour Power BI. Cette étape avait pour objectif de garantir la cohérence des colonnes, la qualité des types de données et la mise en place d'un modèle en étoile performant.

Les principales opérations réalisées dans Power Query sont les suivantes :

*Renommage des colonnes pour une meilleure lisibilité et homogénéité dans l'ensemble des tables.

*Vérification et ajustement des types de données, notamment sur les colonnes de dates, identifiants et variables numériques.

*Construction des tables de dimension à partir des colonnes descriptives :

- Incident Description : contient l'ID de l'incident ainsi que les colonnes relatives à la catégorie et sous-catégorie de l'incident, le type de service spécial, la catégorie et la sous-catégorie de propriété.
- Location : contient l'ID de l'arrondissement et son nom normalisé.
- Delay : contient l'ID du retard et sa description textuelle.

Le dataset final se présente sous la forme suivante :

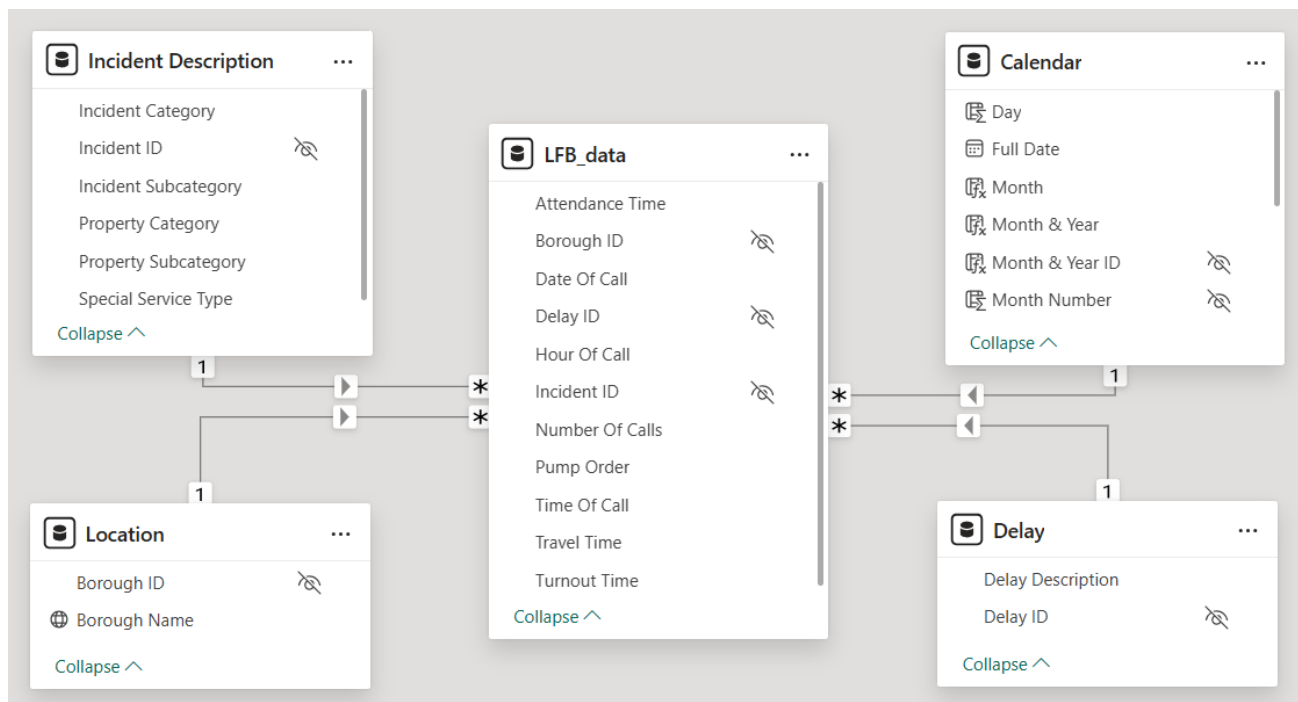
Table de faits (LFB_data) : regroupe les colonnes clés d'identification, les champs temporels (date et heure) ainsi que les variables quantitatives (Turnout Time, Travel Time, Attendance Time, etc.).

Table (Incident Description) : structure détaillée des incidents pour permettre l'analyse par type d'événement.

Table (Location) : dimension géographique, limitée à 33 boroughs.

Table (Delay) : description des différents types de retards

Schéma en étoile



Grâce à l'utilisation des colonnes d'ID définies lors des étapes précédentes, Power BI a automatiquement détecté les relations entre la table de faits et les tables de dimensions.

Pour compléter la structure, nous avons créé une table de dates (**Calendar**) générée via DAX, permettant d'établir une hiérarchie temporelle complète (jour, mois, année) et de relier cette dimension à la table de faits via la colonne **Date Of Call**.

Il en résulte un modèle en étoile conforme aux bonnes pratiques BI, composé :

- **d'une table de faits** (*LFB_data*) regroupant les variables quantitatives (Attendance Time, Travel Time, Turnout Time, etc.) et les clés étrangères ;
- **de quatre tables de dimension** (*Incident Description*, *Location*, *Delay*, *Calendar*) décrivant respectivement la typologie des incidents, la géographie, les types de retards et le temps.

Afin de garantir une interface utilisateur claire dans la vue rapport, les colonnes d'ID ont été masquées. Cette approche favorise la lisibilité tout en conservant les relations actives pour le modèle.

Mesures

La dernière étape de la modélisation consiste à enrichir le modèle avec des mesures calculées, indispensables pour piloter les indicateurs clés de performance (KPI) et alimenter les visualisations dynamiques.

Dans notre projet, nous avons créé un ensemble de mesures stratégiques, parmi lesquelles :

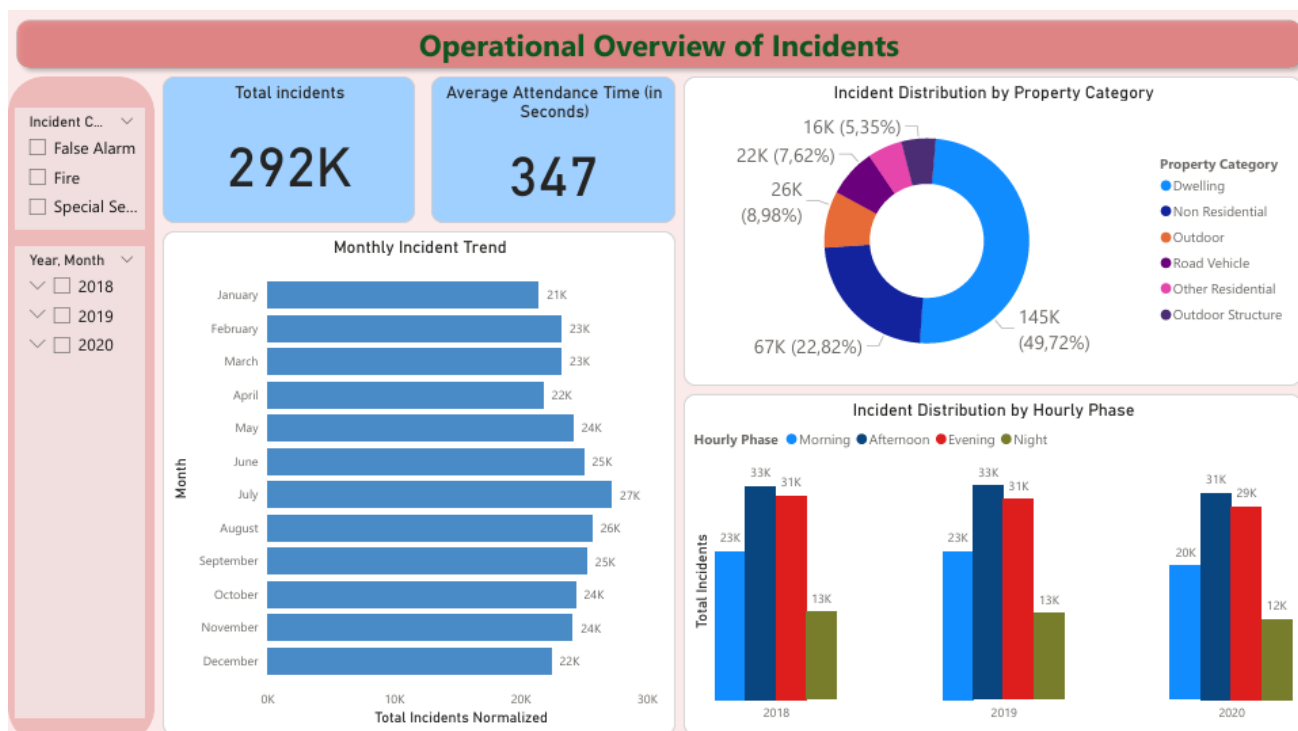
- Temps de réponse moyen (Average Attendance Time) : calculé en secondes puis converti en minutes dans certains visuels.
- Temps de trajet moyen (Average Travel Time) pour évaluer l'impact des déplacements.
- Nombre total d'incidents (Total Incidents) sur la période étudiée.
- Nombre total d'incidents normalisés par mois afin de lisser les comparaisons temporelles.
- Pourcentage des incidents sans retard (% No Delay) pour mesurer la performance globale.
- Pourcentage des incidents dont le temps d'intervention est inférieur à 10 minutes et 12 minutes, en cohérence avec les objectifs opérationnels de la LFB.

2/ DATAVIZ AVANCÉES

Afin de répondre aux enjeux soulevés par la London Fire Brigade (LFB), nous avons élaboré des rapports dynamiques structurés en quatre volets analytiques :

- Analyse opérationnelle globale des incidents
- Efficacité de mobilisation des moyens d'intervention
- Contraintes géographiques et temps de réponse
- Impact des retards opérationnels

Chaque page du rapport a été conçue pour apporter un éclairage précis sur les problématiques opérationnelles rencontrées sur le terrain, à travers des visualisations pertinentes et complémentaires.



Cette première page offre une vue d'ensemble de l'activité opérationnelle de la LFB entre 2018 et 2020, en combinant des indicateurs clés (KPIs) et des répartitions temporelles et typologiques. L'objectif est de dégager les grandes tendances afin d'identifier les principaux leviers d'action.

Le tableau de bord met en évidence un volume d'activité considérable, avec près de 292000 interventions sur trois ans. Ce total se répartit de manière légèrement décroissante : 100 000 incidents en 2018, 99 000 en 2019 et 94 000 en 2020, traduisant une tendance à la baisse, possiblement liée à des évolutions réglementaires, à la prévention des risques ou à des événements particuliers. Malgré cette variation, la brigade a maintenu un temps moyen de réponse de 347 secondes (environ 5 min 47), conforme à l'objectif fixé de 6 minutes, démontrant une performance constante dans la gestion des ressources.

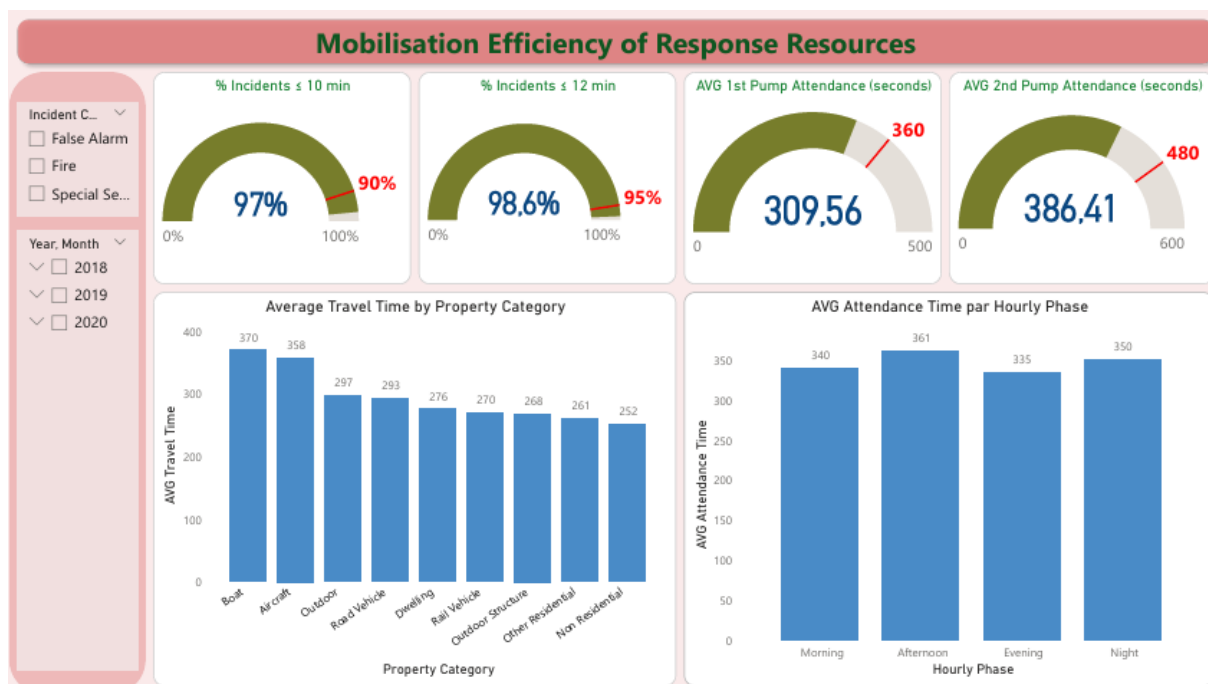
Cette performance doit cependant être analysée à la lumière des variations mensuelles et des contextes d'intervention. En effet, le graphique **Monthly Incident Trend** révèle une saisonnalité marquée : les mois d'été, notamment juillet (27K) et août (26K), concentrent les volumes les plus élevés, probablement en raison d'activités extérieures accrues et d'une exposition plus forte aux risques. À l'inverse, la fin d'année

(novembre, décembre) connaît une baisse significative, ce qui suggère une diminution des déplacements et des interactions sociales en période hivernale.

Cette dynamique saisonnière se double d'une forte disparité par type de propriété. Les interventions dans les zones résidentielles "**Dwelling**" dominent largement, représentant près de la moitié des cas (49,72 %), confirmant l'importance de concentrer les moyens dans les secteurs d'habitation dense. Les zones non résidentielles "**Non Residential**" (22,82 %) et les environnements extérieurs "**Outdoor**" (8,98 %) représentent également des pôles d'intervention significatifs, tandis que les incidents liés aux véhicules (7,6 %) complètent cette typologie. Cette diversité implique une organisation capable de s'adapter à des contextes variés, de l'espace domestique aux voies publiques.

Enfin, sur toute la période de 2018 à 2020, la répartition horaire des incidents complète cette lecture en mettant en lumière des pics en après-midi (entre 31 et 33K) et en soirée (entre 29 et 31K), périodes où l'activité humaine est la plus intense. Les matinées, bien que moins chargées (entre 20 et 23K), restent significatives, tandis que les nuits affichent une activité réduite (entre 12 et 13K). Cette structure horaire pose un enjeu majeur : assurer la disponibilité des effectifs et des équipements aux moments de forte sollicitation, tout en maintenant un niveau de vigilance sur les plages horaires plus calmes. Ce défi est pleinement intégré dans l'organisation de la LFB, qui bénéficie d'un modèle unique au Royaume-Uni, reposant exclusivement sur des pompiers professionnels en service permanent. Grâce à ce système de quatre équipes en rotation (red, white, blue, green) assurant une couverture 24 h/24 et 7 j/7, la brigade peut ajuster ses ressources en continu pour répondre efficacement aux variations de demande.⁶

En résumé, cette page trace les contours d'une activité marquée par une forte saisonnalité, une prédominance des incidents résidentiels et des pics horaires concentrés en fin de journée. Ces constats fournissent des axes clairs pour ajuster les stratégies de mobilisation et optimiser la couverture opérationnelle.



Cette deuxième page s'intéresse à l'efficacité de mobilisation des ressources et à la rapidité d'intervention des premiers appareils. L'objectif est d'évaluer la conformité des délais par rapport aux objectifs fixés et d'identifier les facteurs qui influent sur le temps de réponse.

Les jauges en tête de page montrent une excellente conformité aux standards opérationnels :

- 97 % des interventions se réalisent en moins de 10 minutes, dépassant l'objectif de 90 %.
- 98,6 % des interventions sont effectuées en moins de 12 minutes, dépassant largement la cible de 95 %.

Ces chiffres, même pris année par année, traduisent une maîtrise remarquable de la chaîne d'alerte et de mobilisation, malgré la densité urbaine et les contraintes logistiques.

Le temps moyen d'arrivée des deux premiers appareils confirme cette performance :

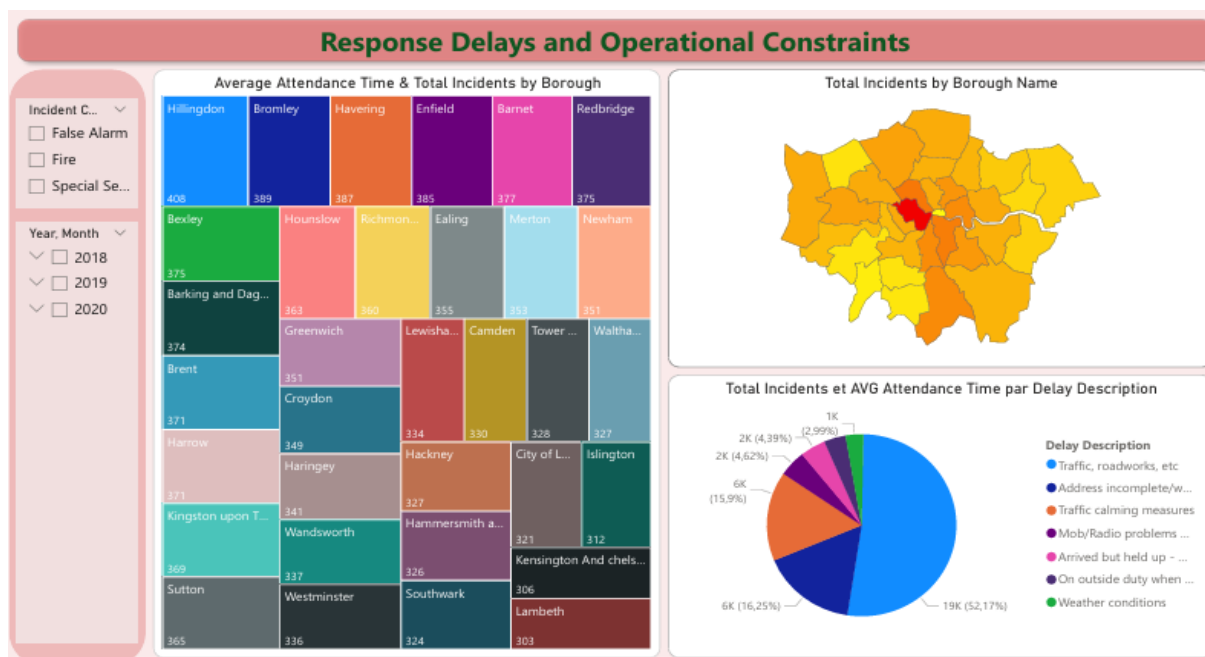
- 309,56 secondes (environ 5 min 10) pour le premier engin, en dessous du seuil critique de 360 secondes (6 minutes).
- 386,41 secondes (environ 6 min 26) pour le deuxième engin, inférieur à la limite fixée de 480 secondes (8 minutes).

Cette régularité suggère une organisation efficace des ressources et une anticipation des besoins en renfort.

Cependant, les analyses par typologie et par créneau horaire mettent en évidence des nuances importantes. Le graphique **Average Travel Time by Incident Subcategory** montre que, quelle que soit l'année ou le type d'incident, certaines catégories imposent des délais plus élevés. Les interventions en milieu aquatique (Boat, 370 secondes) ou aérien (Aircraft, 358 secondes) sont les plus pénalisantes, sans surprise en raison de l'accessibilité complexe et de la logistique spécialisée qu'elles impliquent. À l'inverse, les incidents en zones résidentielles (Dwelling, 279 s) et non résidentielles (252 s) affichent des délais plus courts, reflétant un meilleur maillage des casernes dans ces secteurs.

Enfin, l'analyse par phase horaire révèle que, quelle que soit l'année ou le type d'incident, on observe une légère variabilité : l'après-midi enregistre le temps moyen le plus élevé (361 secondes), probablement en lien avec la densité du trafic routier et les activités humaines accrues. Les nuits, en revanche, affichent des délais comparables (350 secondes), ce qui peut surprendre mais cela suggère des trajets parfois plus longs vers des zones périphériques, malgré des conditions de circulation plus favorables, ou encore un réseau de casernes plus espacé dans ces zones périphériques.

En résumé, cette page met en lumière une performance globale conforme aux objectifs réglementaires, tout en soulignant des marges d'optimisation pour certaines catégories d'incidents complexes et certaines plages horaires critiques. Ces observations plaident pour un ajustement ciblé des ressources spécialisées et une planification dynamique afin de consolider l'excellence opérationnelle de la LFB.



Dans cette page, nous analysons l'impact des contraintes géographiques et opérationnelles sur le temps d'arrivée des pompiers. L'objectif est de déterminer si la localisation des boroughs influence les délais de réponse. Pour cela, le **"Greater London"** se répartit en deux zones :

- **Inner London**, qui regroupe les boroughs proches du centre
- **Outer London**, qui comprend ceux en périphérie.

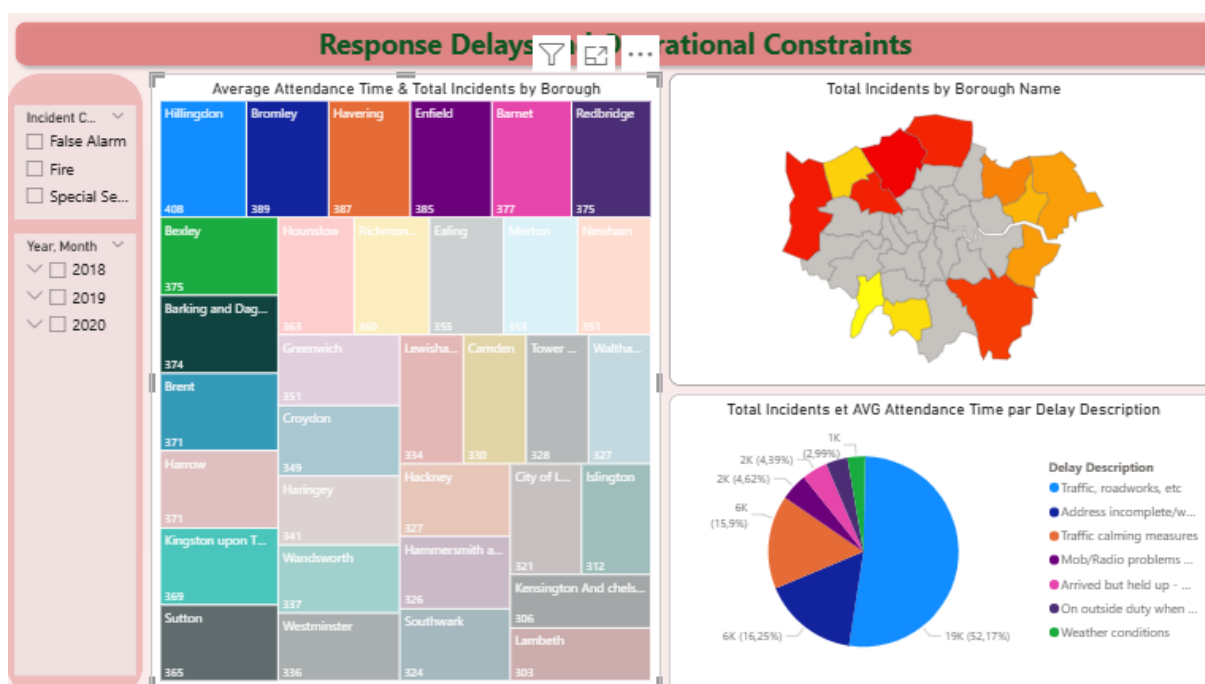
Selon le site officiel de la LFB, la brigade dispose de 102⁶ casernes réparties entre ces deux zones, mais leur distribution n'est pas homogène : Inner London bénéficie d'un maillage dense, tandis qu'en Outer London, le réseau est plus espacé⁷, ce qui peut allonger les trajets. Voyons comment cette configuration se traduit sur le terrain à travers la **carte** et le **treemap**.

⁶LFB, '<https://www.london-fire.gov.uk/media/ox2fxkam/lfc-24-020-lfb-estate-strategy-2024-2029-w-appendix-signed.pdf>', page 4

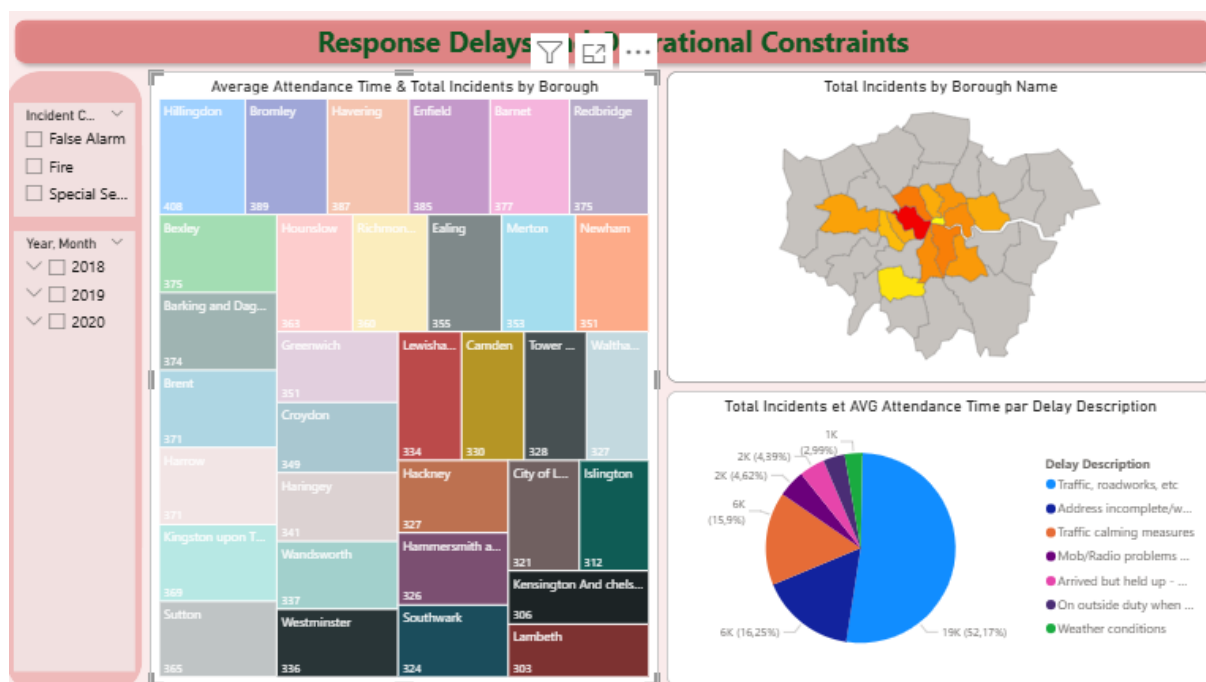
⁷LFB, '<https://www.london-fire.gov.uk/media/3114/fire-facts-incident-response-times-2017-final.pdf>', page 12

La **carte**, à travers la densité des couleurs, met en évidence une forte concentration d'incidents dans Inner London, tandis que les zones en Outer London apparaissent beaucoup moins sollicitées. Cette disparité reflète la densité urbaine et la nature des activités dans la capitale.

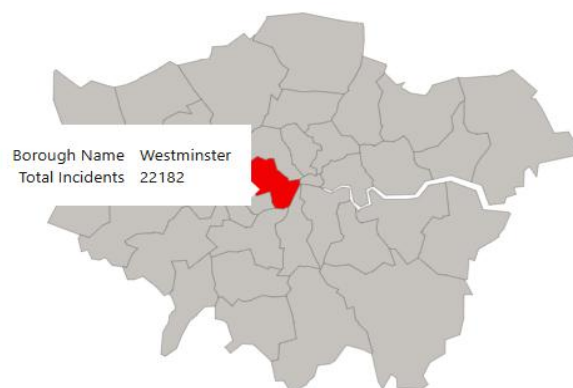
Le **treemap** complète cette analyse en illustrant la relation entre nombre d'incidents et temps moyen d'intervention par borough. On observe que plusieurs boroughs en Outer London affichent des temps moyens supérieurs à **370 secondes**, malgré un volume d'incidents relativement moins importants.



À l'inverse, certains boroughs en Inner London maintiennent des délais maîtrisés au tour de **300 à 340 secondes**, malgré une charge d'incidents beaucoup plus élevée.



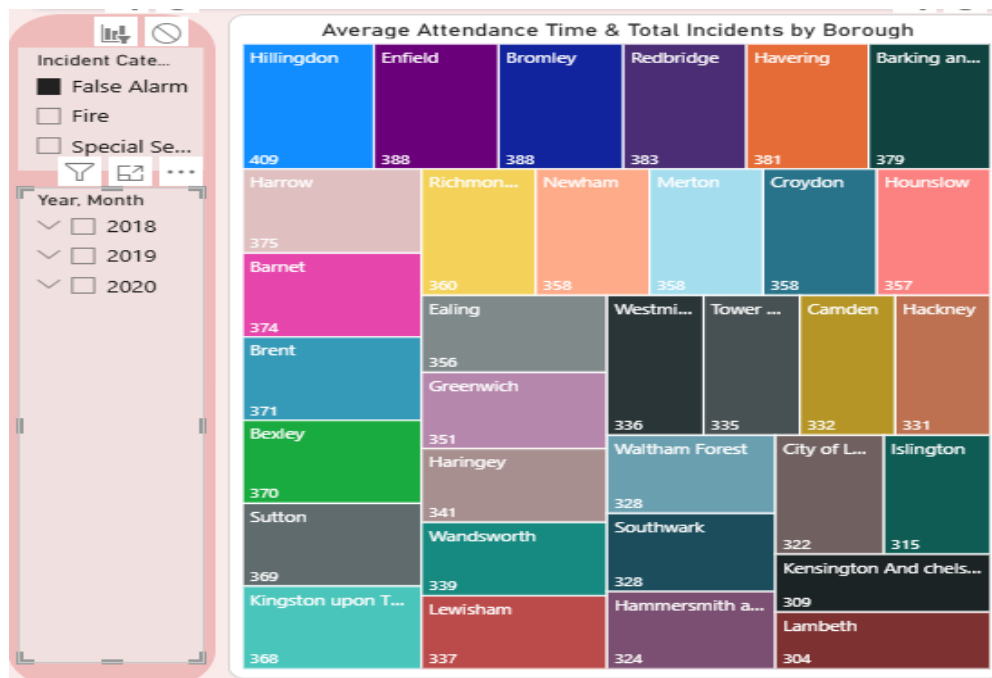
Prenons l'exemple de **Westminster**, qui illustre parfaitement cette tendance : c'est l'un des boroughs les plus sollicités, avec environ **22 182 incidents**, tout en maintenant un délai moyen de **336 secondes**.



Ce constat confirme que la centralité et la densité du réseau ont un impact plus fort que la charge d'incidents. Autrement dit, la proximité des ressources et la structure du maillage sont des déterminants majeurs de performance.

Pour approfondir cette analyse, nous avons comparé les temps moyens de réponse entre Inner et Outer London selon trois catégories d'incidents :

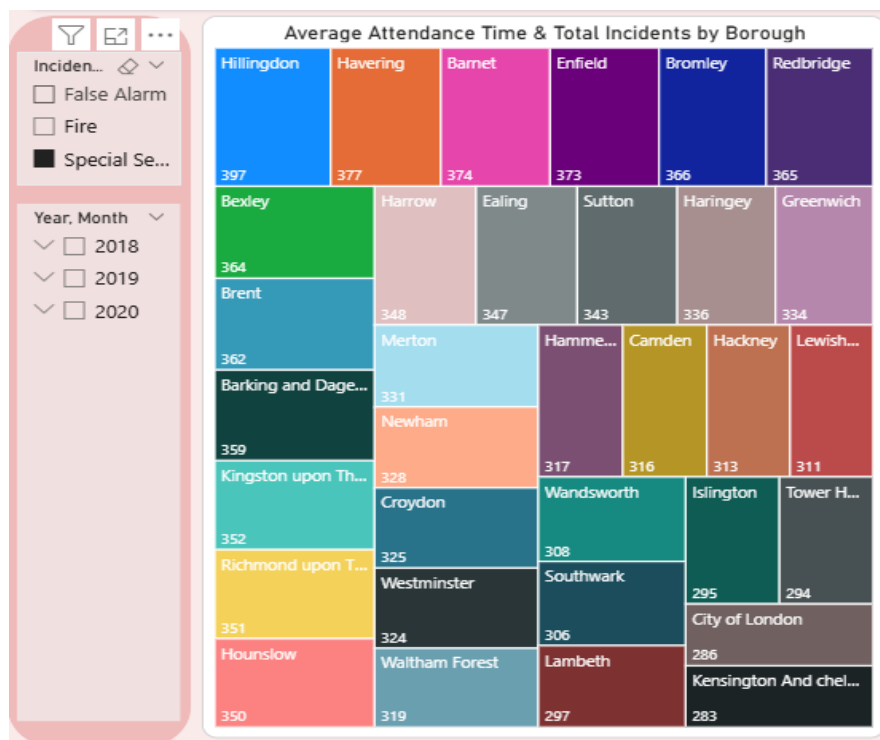
- **La catégorie "False Alarm"** : en Inner London, les délais restent courts, autour de **320 secondes**, même dans les boroughs les plus sollicités comme Westminster. En Outer London, ils dépassent **370 secondes**.



- **La catégorie "FIRE"** : pour cette catégorie critique, nécessitant une intervention immédiate, les délais sont maîtrisés entre **310 et 340 secondes** en Inner London, mais dépassent souvent **380 secondes** en Outer London.

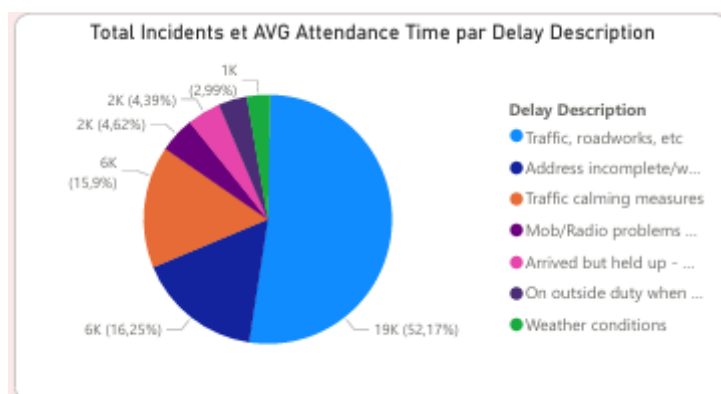


- La catégorie "Special Type Service" (accidents, libérations d'ascenseurs, incidents médicaux, etc.) : le contraste s'accroît avec des délais compris entre **283 et 330 secondes** en Inner London, contre **plus de 360 secondes** en Outer London.



Ces constats montrent que, quelle que soit la nature de l'incident, la centralité et la structure du maillage opérationnel sont des facteurs déterminants pour la rapidité d'intervention.

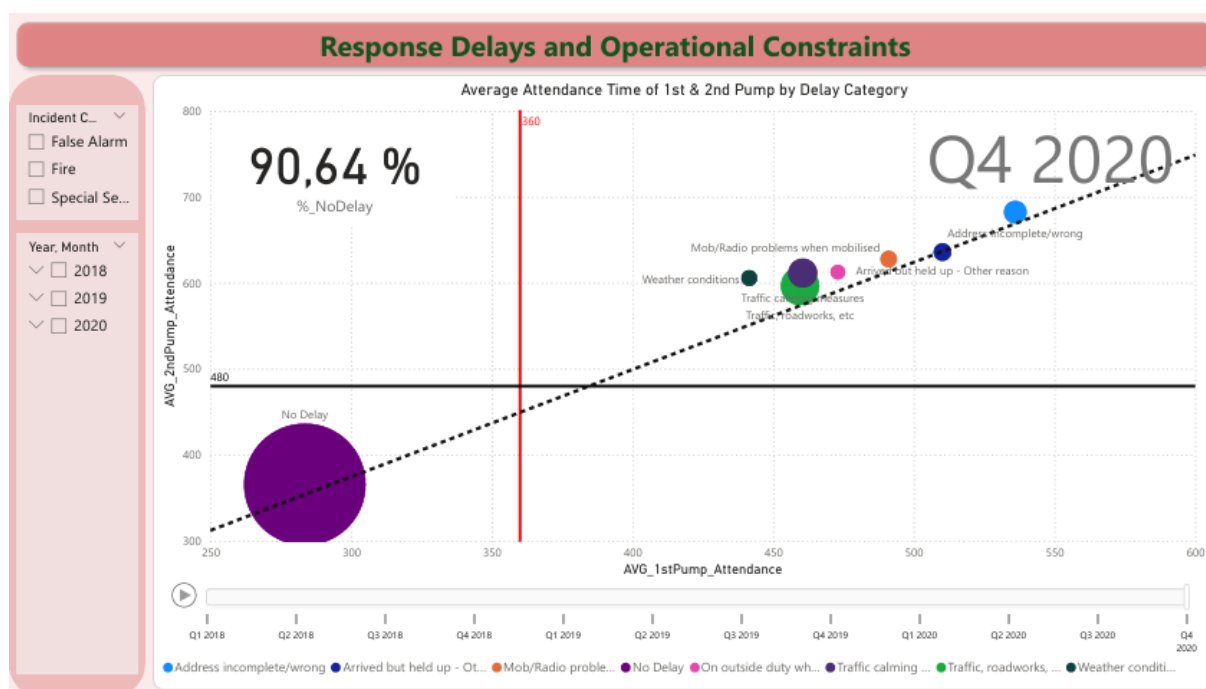
Après avoir étudié l'impact géographique, intéressons-nous maintenant aux retards spécifiques qui influencent le plus ces délais. Pour cela, examinons d'abord la répartition des retards grâce au graphique en **camembert**.



Ce graphique circulaire illustre la répartition des incidents par **type de retard**. Trois causes dominent largement :

- **Problèmes de circulation (Traffic, roadworks, etc.)**
- **Adresses incomplètes ou incorrectes (Address incomplete/wrong)**
- **Mesures de modération du trafic (Traffic calming measures)**

Ces facteurs représentent à eux seuls **près de 83 % des retards** et affichent des temps moyens parmi les plus élevés : **501 secondes** pour les problèmes de circulation, **581 secondes** pour les adresses incomplètes et **492 secondes** pour les mesures de modération du trafic. Ces chiffres mettent en évidence les priorités d'action pour la LFB permettant d'améliorer la précision des adresses transmises, renforcer la coordination avec les autorités locales pour la gestion du trafic et anticiper les contraintes d'accessibilité en zone urbaine dense.



Pour affiner notre analyse, nous avons utilisé ci-dessus un graphique en nuage de points qui compare le temps moyen d'arrivée de la première et de la deuxième pompe pour chaque type de retard. Notons que la taille des bulles indique le nombre d'incidents associés à chaque modalité, et que les deux lignes de référence représentent les objectifs fixés par la LFB : 360 secondes pour la première pompe et 480 secondes pour la deuxième.

Cette visualisation, basée sur tous les trimestres de 2018 à 2020, permet d'identifier rapidement les situations où les délais dépassent les seuils attendus. En se concentrant sur les bulles les plus éloignées des objectifs, on observe que la modalité "Address incomplete/wrong" se distingue nettement, avec des temps moyens autour de 580 secondes pour la première pompe et plus de 680 secondes pour la deuxième. Ces résultats confirment que la précision des adresses est un enjeu critique pour la rapidité d'intervention. D'ailleurs, la LFB a annoncé qu'un nouveau système de mobilisation sera déployé en 2025, intégrant directement le **Bluelight Gazetteer Management System**⁸. Cette solution permettra des mises à jour d'adresses en temps réel et garantira l'envoi des équipes vers l'emplacement exact, réduisant ainsi les retards liés à la qualité des données.

Parmi les autres causes, la modalité "Weather conditions" présente une forte variabilité des délais, avec des temps souvent supérieurs aux cibles. Cette irrégularité rend ces incidents particulièrement difficiles à anticiper, renforçant la nécessité d'une planification adaptative en période de conditions extrêmes.

Enfin, il est intéressant de constater que la modalité "No Delay", qui représente environ 90,64% des incidents, respecte largement les objectifs pour les deux pompes. À l'inverse, toutes les autres modalités dépassent les seuils critiques, illustrant le poids des contraintes opérationnelles dans la performance globale.

En synthèse, ce graphique met en évidence que, malgré la très bonne conformité globale de la LFB, les délais supplémentaires générés par certaines contraintes (adresses incorrectes, météo, incidents particuliers etc...) nécessitent des solutions technologiques et organisationnelles pour maintenir l'excellence opérationnelle.

⁸ <https://www.idoxgroup.com/case-studies/london-fire-brigade-uses-idox-bluelight-gazetteer/>

3/ CONTRAINTES ET LIMITATION DU PROJET

Malgré le volume important des données mises à disposition par la LFB, notre analyse a été confrontée à plusieurs contraintes méthodologiques qui ont impacté l'étendue des explorations possibles.

Tout d'abord, nous avons sollicité la LFB par e-mail dès le début du projet, afin d'obtenir des précisions sur certaines variables dont la signification demeurerait ambiguë (UPRN, USRN etc...). Nous souhaitions également comprendre la logique de variables présentant un taux de valeurs manquantes supérieur à 50 % (par exemple `SecondPumpArriving_DeployedFromStation`, `SecondPumpArriving_AttendanceTime`).

Malgré notre sollicitation restée sans réponse depuis plus de trois semaines, nous avons été contraints de supprimer un nombre significatif de variables qui auraient pu enrichir l'analyse si elles avaient été correctement renseignées.

Par ailleurs, l'ensemble des données de géolocalisation (Longitude, Latitude, Easting_m, Northing_m, Postcode_full, Postcode_district) présentait un taux de données manquantes supérieur à 50 %, vraisemblablement en raison de contraintes liées à la protection des données personnelles. Cette absence massive nous a privés de la possibilité de mesurer l'impact de la distance entre la caserne et le lieu de l'incident sur les temps de réponse, un axe d'analyse pourtant crucial pour identifier les causes structurelles des délais. Une telle étude aurait permis de déterminer si des temps d'intervention plus longs sont directement corrélés à l'éloignement géographique, et d'orienter des recommandations ciblées sur l'implantation des ressources.

Pour garantir la robustesse et la fiabilité des résultats, nous avons choisi d'écarter ces variables incomplètes, mais nous soulignons que leur absence constitue une limite importante dans l'interprétation globale des déterminants du temps de réponse.

4/ CONCLUSION

Cette analyse détaillée du temps de réponse de la London Fire Brigade sur la période 2018-2020 met en évidence plusieurs enseignements clés. Tout d'abord, la brigade maintient une performance globale remarquable, avec des délais moyens conformes aux objectifs réglementaires, malgré une volumétrie d'incidents élevée et un contexte opérationnel complexe. Cette régularité s'appuie sur un modèle organisationnel robuste, fondé sur des équipes professionnelles en rotation assurant une couverture 24h/24 et 7 j/7.⁹

Cependant, l'étude révèle également des disparités notables :

- Une influence forte des contraintes géographiques, avec des délais plus longs en Outer London, soulignant le rôle déterminant du maillage territorial.
- Des retards spécifiques (adresses incomplètes, trafic routier, conditions météorologiques) qui, bien que minoritaires en volume, génèrent des dépassements significatifs des seuils de référence.

Ces constats confirment la nécessité pour la LFB de poursuivre ses efforts en matière d'optimisation logistique, de précision des données et de coordination interservices, afin d'assurer une réactivité maximale, même dans les situations les plus complexes.

Dans cette perspective, plusieurs pistes d'amélioration et d'innovation se dessinent. À l'horizon 2025, la mise en œuvre du **Bluelight Gazetteer Management System** constituera une avancée majeure, en permettant des mises à jour d'adresses en temps réel et en réduisant les risques d'erreur de localisation. Parallèlement, l'intégration de solutions prédictives fondées sur l'intelligence artificielle pourrait renforcer la planification des ressources en anticipant les pics d'activité liés à la météo, aux événements publics ou aux variations saisonnières. Enfin, une collaboration accrue avec les autorités locales pour fluidifier la circulation dans les zones critiques représente un levier stratégique pour garantir la continuité de l'excellence opérationnelle.

⁹ LFB, <https://www.london-fire.gov.uk/about-us/meet-london-fire-brigade/>