# Analyse multi variable des prix du FM

Dans le cadre du contrat Copernic, 18 prestations de Facility Management sont définies et contractualisées par le biais des SLA. Ces prestations concernent 47 sites français de Thales d'une taille supérieure à 2000 mètres carrés. Chaque prestation est chiffrée séparément par Vinci Facilities, le prestataire. Le but de cette étude est d'isoler les déterminants les plus pertinents de ce prix, afin de mieux comprendre la formation du prix ainsi que de donner des éléments pour mieux juger les offres de Vinci. Le cadre contractuel standardisé et la récolte des données effectuée par les Services Généraux (central et local) nous permet de disposer d'une base de données suffisamment complète pour envisager des méthodes d'analyse statistiques. De cette base de données, différentes variables ont été identifiées comme étant d'intérêt : la **surface tertiaire, industrielle, datacenter, de salles blanches, le nombre d'occupants, le niveau d'accord** entre les managers VF et Thales d'un site, **la vétusté** du site, le **nombre d'équipements** par SLA et par site, et la localisation d'un site à **Paris ou Province.** Après avoir défini et présenté les indicateurs que nous utiliserons pour analyser nos résultats, nous procéderons à l'apprentissage statistique non supervisé grâce aux méthodes de **clustering**, puis nous tenterons de prédire les prix des SLA en utilisant une méthode de **régression linéaire** classique. Enfin, nous effectuerons plusieurs **études d'impact** où le but sera d'établir si les variables d'accord, de vétusté et localisation à Paris ou Province ont un impact si le prix des SLA.

## Contenu

## Les données

Le contrat Copernic gère les prestations de services généraux de 47 sites. Nous disposons pour la plupart des variables citées pour 45 sites. Néanmoins, on peut noter plusieurs problèmes. Premièrement, on observe beaucoup de 0 que ce soit pour la variable dépendante ou indépendante (surface de salles blanches, de datacenters…). Ainsi, le SLA Gestion technique du Bâtiment, qui correspond à un ensemble d'équipements modernes destinés à gérer ne concerne que 22 des sites les plus récents soit moins de la moitié des sites. L'information contenue dans ces variables est ainsi assez limité. De façon générale, 45 observations pour mettre en évidence une causalité semble très faible. Même si la régression linéaire est une méthode relativement stable, on s'attend à une variance élevé dans nos estimations.

| SLA | Variables |
|---|---|
| Management | Surface Totale |
| GTB | Surface Tertiaire |
| CVC | Nombre d'occupants |
| CFO | Surface data center |
| Sécurité Incendie | Surface salles blanches |
| Installations de Sûreté | Entente |
| Contrôles Réglementaires | Vétusté |
| Entretien du Bâtiment | Nombre d'équipements |
| Appareils Elévateurs | |
| Portes et Barrières | |
| Espaces Verts | |
| Courrier et Colis | |
| Nettoyage | |
| Déchets | |
| Manutention | |

| Sites |
|---|
| AUBAGNE |
| BLAGNAC |
| BREST |
| BRETIGNY |
| BRIVE |
| CANNES |
| CAZAUX |
| CHATELLERAULT LA BRELANDIERE |
| CHATELLERAULT MARCEL DASSAULT |
| CHATOU |
| CHOLET |
| ELANCOURT BUROPLUS |
| ELANCOURT EUCLIDE 2 |
| ELANCOURT NUNGESSER |
| ETR - ETRELLES |
| FLEURY LES AUBRAIS |
| GENNEVILLIERS |
| JOUY EN JOSAS |
| LA DEFENSE CARPE DIEM |
| LA FERTE ST AUBIN |
| LAMBERSART |
| LAVAL SAPHIR |
| LE HAILLAN |
| LIMOURS |
| MASSY |
| MERU |
| MOIRANS POMMARIN 460 |
| MOIRANS POMMARIN 760 |
| OSNY |
| PALAISEAU |
| PESSAC |
| RUNGIS |
| SAINT HEAND |
| THONON |
| TOULOUSE CHAMPOLLION |
| TOULOUSE EISENHOWER |
| VALDOLINES |
| VALENCE |
| VELIZY 2 HELIOS |
| VELIZY 2 MARCEL DASSAULT |
| VELIZY LE BOIS |
| VENDOME INDUSTRIE |
| VENDOME MONS |
| VILLEBON |
| YMARE |

**Figure 1 : Données considérées**

Des incertitudes dans les mesures de certaines variables existent. C'est notamment le cas pour les surfaces. Les mesures de surfaces sont faites par les managers de site, qui ont pour certains des définitions des surfaces datacenters et salles blanches potentiellement assez différentes. La variable nombre de bâtiments est également à utiliser avec précaution, étant construite par le service juridique de la direction immobilière Thalès et servant donc un but juridique (décomposition par propriétaires, fonctions…).

On rappelle **la décomposition de la surface totale** : Tertiaire, Industriel, Logistique, Plateforme et Vide. La surface Industrielle contient la surface de salles blanches, et la surface de plateforme contient la surface data center. Les surfaces salles blanches et data center sont plus pertinentes que plateforme et industriel car on peut être certain qu'elles impliquent plus de coûts en termes de prestations de services généraux, alors que la pertinence de surface industrielle et plateforme peut varier selon la définition qu'en a le manager de site.

**L'accord** est une variable construite par Nathalie Lhermitte, alternante aux services généraux travaillant sur le sujet de la coopération. L'accord comprend 4 niveaux : Les niveaux 1 à 3 qualifient le niveau d'accord de manière croissante, le niveau 4 correspond aux nouvelles relations (moins de 6 mois de l'arrivée au poste d'un nouveau manager de site). **La vétusté** varie également de 1 à 3, et est une fonction de l'année de mise en service du site, le niveau 3 correspondant aux sites les plus anciens. Les variables de vétusté et d'accord ont été transformées en variables binaires.

**Le nombre d'équipements** par site pour les SLA Courants Forts (CFO), Chauffage Ventilation Climatisation (CVC) et Entretien du Bâtiment ont également été réunis à partir des listes d'équipements construites par les managers de site. Les chiffres ont pu être réunis pour 31 sites pour les 3 SLA cités. Des listes d'équipements ne sont pas disponibles (le site de Cazaux par exemple) ; d'autres ont des informations manquantes. Compte tenu du manque important de données sur ces variables, on sera amené à les traiter à part.

**La localisation des sites à Paris ou Province** est une variable binaire : 1 pour les sites d'Ile-de-France et 0 pour les autres.

Nous avons eu accès à un certain nombre d'informations supplémentaires que nous avons choisi de ne pas utiliser :

- **Le nombre de bâtiments :** en plus d'être très corrélé à la surface totale du site, cette variable provient du service juridique de la Direction Immobilière et le dénombrement juridique des bâtiments n'est pas pertinent pour notre cas.
- **Le nombre d'Equivalent Temps Plein facturé par Vinci Facilities :** Cette variable est également très corrélée à la surface. De plus, elle constitue un terme du contrat et est donc issue d'une négociation. Or, notre but est de fournir des éléments pour la négociation, et non pas d'analyser les résultats de la négociation. Ainsi, le nombre d'ETP a plus sa place dans le groupe des variables à prédire (avec les prix) que les prédicteurs.

# Les indicateurs.

## Pour la corrélation.

***L'indice de corrélation de Pearson :*** $Corr(X,Y) = \frac{Cov(X,Y)}{\sigma_Y \sigma_X}$

Avec $\sigma_Y$ et $\sigma_X$ les écarts-types des vecteurs Y et X et $Cov(X,Y)$ la covariance entre les 2 vecteurs. Cet indice, compris entre -1 et 1, permet d'observer la part des variations partagées par 2 séries par rapport à leur variabilité totale. Il peut aussi indiquer, s'il est très élevé, si des variables apportent la même information. A partir de 0.8, on peut considérer que les 2 variables apportent la même information, et qu'introduire les 2 variables dans un même modèle peut conduire à de la colinéarité.

## Pour le clustering.

**L'inertie:** $I = \sum_i d(i, cc)$

Avec $d(i, cc)$ le carré de la distance entre le point $i$ et le centre de cluster $cc$.

**Le coefficient de silhouette :** $S(i) = \frac{b(i)-a(i)}{\max\{a(i),b(i)\}}$ ,

Avec $a(i)$ la distance moyenne des points du cluster auquel appartient avec le centre du cluster, et $b(i)$ la distance du point $i$ au centre de cluster (auquel n'appartient pas $i$) le plus proche. Le coefficient de silhouette moyen peut s'interpréter comme une mesure indiquant si les clusters sont bien formés et distincts.

## Pour la régression.

***Le coefficient de détermination*** : $R^2 = 1 - \frac{\sum_i (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_i (y_i - \bar{y})^2}$

Le $R^2$ correspond à la part de la variance de la variable dépendante expliquée par les variables indépendantes. Il peut être utilisé comme mesure de la qualité de la régression.

***Le coefficient de régression*** $\hat{\beta}$ : il mesure la relation entre une variable indépendante et la variable dépendante. On distingue $\hat{\beta}$ qui est la valeur du coefficient estimé, et $\beta$ qui est le 'vrai' coefficient (non mesurable).

***La p-value*** est un indicateur associé à un test d'hypothèse. Une hypothèse standard qui est testée est celle de la nullité du coefficient de régression ($\beta = 0$). Si la p-value est inférieure à 5 % (seuil standard), cela signifie que les observations ne correspondent pas à l'hypothèse et donc que la nullité du coefficient est statistiquement peu probable selon cet échantillon.

C'est un indicateur de la significativité statistique de l'existence d'une relation entre une variable indépendante et la variable dépendante. La p-value ne rend pas compte du signe ni de l'ampleur d'une relation entre 2 variables.

***L'intervalle de confiance*** : $IC^{0.95}(\hat{\beta}) = [\hat{\beta} \pm \frac{\sigma}{\sqrt{n}} * 1.96]$ ,

Avec $\hat{\beta}$ le coefficient de régression, $\sigma$ l'erreur moyenne de la régression, $n$ le nombre d'observations et 1.96 la valeur de la statistique de Student pour un risque d'erreur de 5 %.

L'intervalle de confiance du coefficient de régression représentent les valeurs pour lesquelles la différence entre le paramètre de la population (le 'vrai' coefficient) et le paramètre estimé n'est pas significative à 5 % de risque d'erreur. Si la p-value d'un coefficient est inférieure à 5 %, alors l'intervalle de confiance associé n'inclut pas 0. Cependant, il peut quand même être très large. Ainsi, si l'on veut faire de la prédiction avec un modèle, des p-values inférieures à 5 % ne sont pas suffisantes, il faut des intervalles de confiance relativement restreints. Cet indicateur sera donc un de nos principaux moteurs de décision dans le choix d'un modèle.

## Corrélations

Nous allons mettre en évidence *les coefficients de corrélations linéaires* de Pearson entre les variables continues (surfaces, occupants et nombre de bâtiments). Ces valeurs vont nous permettre d'identifier les variables très corrélées entre elles, et ainsi d'écarter les doublons, c'est-à-dire les variables apportant la même information. L'utilité de cette méthode est **uniquement méthodologique** : elle permet de décorréler les variables indépendantes tout en évitant de procéder à une analyse en composantes principales, qui repose sur des hypothèses strictes et rend difficile l'interprétation des résultats finaux en transformant les variables d'entrée.

On note que la variable surface de data center contient trop de 0 pour calculer des indices de corrélation.

| Variable | Bureaux | Occupants | Salles Blanches | Surface Totale |
|---|---|---|---|---|
| Bureaux | 1.0** | 0.78** | 0.17 | 0.64** |
| Occupants | 0.78** | 1.0** | 0.47** | 0.81** |
| Salles Blanches | 0.17 | 0.47** | 1.0** | 0.5** |
| Nb Bâtiments | 0.21 | 0.29* | 0.17 | 0.72** |
| Surface Totale | 0.64** | 0.81** | 0.5** | 1.0** |

**Tableau 1 : Indices de corrélation pour les surfaces, le nombre d'occupants et le nombre de bâtiments**

Les astérisques (*) correspondent à la valeur de la **p-value** : Un * derrière l'indice de corrélation signifie que la p-value associé est inférieure à 0.10 et donc qu'il est significativement différent de 0 avec un risque d'erreur de moins de 10%, ** signifie que la p-value est inférieure à 0.05 et donc que l'indice est significatif à un seuil de 5%. Une absence de * signifie que l'indice n'est pas significatif.

**Lecture :** L'indice de corrélation entre nombre d'occupants et surface de bureaux est de 0.78 et est significatif à 5 % de risque d'erreur.

**Observations** : Les indices significatifs sont positifs et assez élevés. A noter que les différentes surfaces sont positivement corrélées. Ainsi, on n'observe pas de 'spécialisations' des sites : les sites ne sont pas uniquement industriels, ou uniquement constitués de salles blanches, datacenters… ce qui serait représenté par un indice de corrélation négatif, mais ont plutôt des parties destinés à la production et une autre à l'administration.

Quelques indices de corrélation très élevés sont à noter, notamment entre surface totale et nombre d'occupants, et occupants et bureaux. Des corrélations si élevées peuvent provoquer de la colinéarité et rendre un modèle instable. Ainsi, introduire ces variables dans une même spécification peut rendre des résultats incertains.

| Variable | Equipements CVC | Equipements CFO | Equipements Entretien Bâtiment | Equipements Sécu Incendie |
|---|---|---|---|---|
| Equipements CVC | 1.0** | 0.62** | 0.66** | 0.64** |
| Equipements CFO | 0.62** | 1.0** | 0.75** | 0.42** |
| Equipements Entretien Bâtiment | 0.66** | 0.75** | 1.0** | 0.53** |
| Equipements Sécu Incendie | 0.64** | 0.42** | 0.53** | 1.0** |

**Tableau 2 : Indices de corrélation pour les nombres d'équipements et la surface totale.**

Les corrélations sont là aussi fortes, significatives et positives, que ce soit entre les équipements par SLA ou entre les nombres d'équipements et la surface totale.

## Clustering

L'objectif est ici d'identifier des classes dans nos données, c'est-à-dire des groupes de sites ayant les mêmes caractéristiques. Nous allons ensuite tenter d'observer comment les prix des prestations se forment à travers les différentes classes identifiées. Pour cela, nous allons procéder au **clustering** de nos données, puis nous allons répartir notre échantillon de 45 sites selon les clusters. Ainsi, chaque cluster constituera **un échantillon différent pour la régression**. L'idée de cette méthode est de mettre en évidence une formation des prix différente selon le type de site : le prix de CVC d'un site industriel se formera différemment du prix CVC d'un site tertiaire. En théorie, ce résultat peut être obtenu en introduisant la surface industrielle dans la régression, qui captera les variations des prix pour les sites industriels. Néanmoins, le ré-échantillonnage selon les clusters sera plus fin.

L'algorithme de clustering utilisé sera l'algorithme des **K-Means**. Celui-ci calcule par itération les K centres de clusters qui minimisent la variance des séries de points y appartenant, c'est-à-dire la somme des distances entre ces points et les centres de clusters. L'assignation des points au cluster se fait comme suit :

$C(i) = \min_k \|x_i - m_k\|^2$, où $C(i)$ est la classe du point $i$, et $m_k$ le centre du cluster.

Le clustering fait partie des méthodes d'apprentissage non supervisé. Contrairement à la régression, le but de cet outil n'est pas de mettre en évidence des causalités mais de regrouper nos points selon des caractéristiques communes. Le clustering calculant des distances, nous ne pouvons utiliser que des variables quantitatives, les variables comme l'accord ou la vétusté d'un site sont donc exclues. Ainsi, nous espérons former des classes de sites selon leurs surfaces. On peut par exemple s'attendre à des classes de sites industriels et tertiaires. Si l'on juge que les clusters sont pertinents, nous pourrons les réutiliser pour la régression linéaire. Nous allons procéder au clustering des surfaces tertiaires (bureaux) et des surfaces industrielles, pour lesquelles nous avons sommé la surface industrielle, plateforme et logistique.

Le **nombre de clusters K** doit être spécifié dans les paramètres des K-Means. Ce problème nécessite de faire un choix entre l'identification de classes pertinentes et la possibilité de réutiliser nos clusters dans la régression. En effet, un nombre faible de clusters risque de regrouper des sites dans le même cluster alors même que les caractéristiques communes de ces sites sont limitées. Ainsi, les clusters mis en évidence ne seront pas pertinents. En revanche, ils contiendront suffisamment de points pour pouvoir envisager la régression sur ces clusters, ce qui n'est pas le cas si l'on fait plusieurs clusters. Pour identifier le nombre pertinent de clusters, nous allons reproduire plusieurs fois l'algorithme des K-Means en augmentant progressivement le nombre de clusters. Pour chaque itération, nous calculons **l'inertie** des clusters, c'est-à-dire la somme du carré des distances des points au centre de cluster le plus proche. Cette inertie correspond à l'erreur ou à la précision du clustering. Si l'inertie est grande, cela signifie que les clusters sont peu pertinents.

Le **coefficient de silhouette** est compris entre -1 et 1. Il mesure si un site est bien classé dans son cluster (=1) en calculant la différence entre la distance entre un point et tous les

autres points du même cluster et la distance de ce même point au prochain centre de cluster le plus proche. Ainsi, le coefficient de silhouette moyen mesure à quel point les clusters sont distincts et les points bien classés, avec 1 qui montre des clusters bien distincts et des points bien classés. Cette mesure a le mérite d'être relativement indépendante du processus de minimisation des distances de l'algorithme (l'objectif de l'algorithme), au contraire de l'inertie. On note que le coefficient de silhouette est instable : il change à chaque itération. L'itération conservée correspond à une sélection manuelle de l'itération la plus représentative. L'interprétation suivante peut être utilisée :

- Entre 0.71 et 1: une structure pertinente de clusters a été trouvée.
- Entre 0.51 et et 0.71 : Une structure acceptable de clusters a été trouvée.
- En dessous de 0.5 : la présence de classes dans les données est peu probable.

On s'intéresse à l'évolution de l'inertie et du coefficient de silhouette moyen par rapport au nombre de clusters.

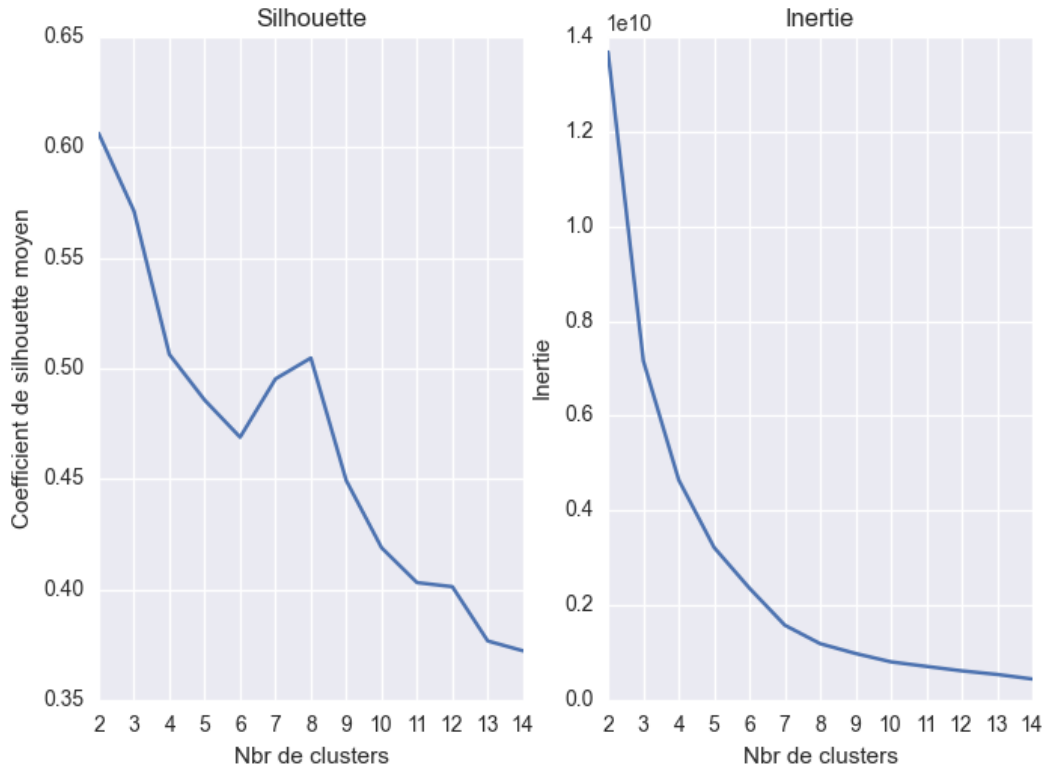



**Figure 2 : Pertinence de la classification selon le nombre de clusters**

Sur le graphique de droite, la décroissance de l'inertie par rapport au nombre de clusters est logique : les centres de clusters étant plus nombreux, ils couvrent naturellement plus d'espace, et sont plus proches des points. Néanmoins, on s'attendait à retrouver un 'coude' sur la courbe d'inertie, c'est-à-dire un point à partir duquel l'inertie diminue moins fortement, qui aurait pu indiquer que les classes réelles présentes dans les données auraient été représentées par les clusters, et qu'augmenter le nombre de clusters ne diminue que moins l'erreur. Ce 'coude' ne semble pas présent sur le graphique.

Le graphique nous montre que 3 et 8 clusters obtiennent des résultats satisfaisants. La diminution de l'inertie entre 2 et 3 clusters est grande, et la diminution du coefficient de silhouette moyen est faible, 3 clusters est donc un bon compromis. On note un coefficient de silhouette moyen satisfaisant pour 8 clusters, et une inertie très faible par rapport à 3 clusters. La remontée du coefficient de silhouette peut indiquer que des classes pertinentes ont été identifiées.

On retient donc 3 clusters. Le graphique ci-dessous représente le nuage de points des axes surface de bureaux, surface industrielle. Les carrés représentent les sites, les croix sont les centres de clusters et le carré correspond à Mérignac, le nouveau site de Bordeaux dont le forfait FM est encore en négociation. La localisation des sites aux clusters correspond aux couleurs.

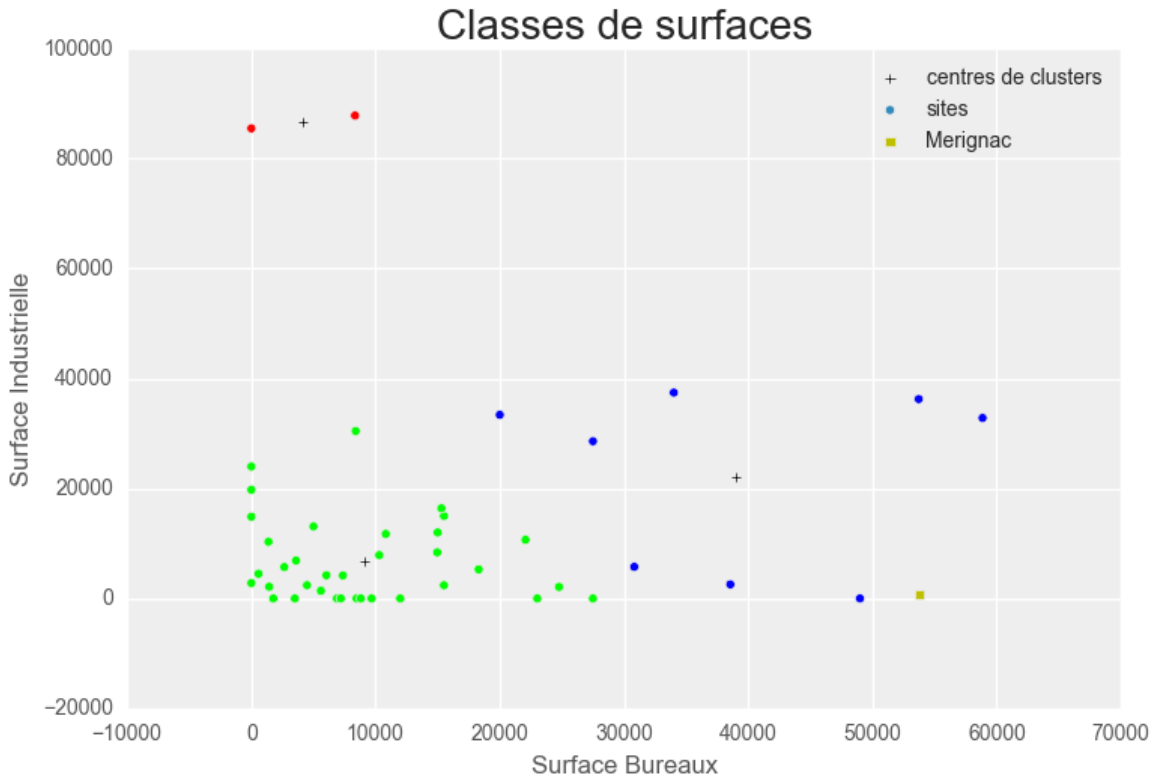



**Figure 3: Classes de surfaces**

Les 3 clusters correspondent donc à : 'petits sites' à la surface inférieure à 40 000 $m^2$ (cluster vert); grands sites tertiaires à la surface de bureaux supérieure à 20 000 $m^2$ (cluster bleu), et les 2 grands sites industriels, dont la surface industrielle est supérieure à 80 000 $m^2$ (cluster rouge).

Mérignac appartient au cluster tertiaire comme attendu.

Intuitivement, les classes identifiées par l'algorithme semblent pertinentes. Néanmoins, la quantité très limitée de données rend le cluster rouge anecdotique, et le cluster bleu très dispersé. De même, cela implique des **tailles de clusters qui rendent impossible toute utilisation des résultats du clustering dans la régression**. On peut donc supposer qu'avec des bases plus riches (plus de points), cette approche peut permettre d'identifier

des classes pertinentes, pouvant permettre d'affiner l'estimation des coefficients de régression et de donner plus de repères pour l'utilisation des ratios (quels sites comparer ?).

# Régression

Dans cette partie, l'objectif est d'établir un modèle utilisant des variables pertinentes pour chaque SLA afin de produire des prédictions aussi précises que possibles. Pour cela, nous utiliserons l'outil de régression linéaire, pour lequel l'équation est de type :

$y = X\hat{\beta} + \epsilon$,

Où y est le vecteur des observations de la variable dépendante (le prix du SLA), X est la matrice des vecteurs des observations des variables indépendantes, $\hat{\beta}$ est le vecteur des coefficients de régression estimés et $\epsilon$ est le vecteur des erreurs du modèle, c'est-à-dire la différence entre la valeur réelle $y_i$ et la valeur prédite $x_i^T\hat{\beta}$.

La méthode OLS (Original Least Squares) consiste à déterminer un coefficient de régression linéaire pour chaque variable en minimisant le carré de la différence entre la valeur réelle de la variable dépendante et la valeur estimée grâce au coefficient. Pour cela, l'estimateur non biaisé et convergent (sous les bonnes conditions) du coefficient est :

$$\widehat{\beta_i} = (X^T X)^{-1} X^T y,$$

Où $X^T$ est la transposée de la matrice $X$.

Dans un premier temps, nous cherchons à évaluer l'impact sur les prix des différentes variables identifiées jusqu'ici : les surfaces, l'accord, la vétusté, la localisation du site à région parisienne ou Province, le nombre de bâtiments par site et le nombre d'occupants. Nous allons procéder à autant de régressions qu'il y a de SLA. Nous allons tenter de constater l'existence ou non d'un effet sur le prix, l'ampleur et le signe de l'effet, sa significativité statistique… Pour cela, nous utiliserons les métriques suivantes : coefficients de régression, p-values, intervalles de confiance, indices de corrélation et $R^2$.

Compte tenu de la faible taille de l'échantillon (45 sites), nous avons dû restreindre assez fortement le nombre de variables à introduire dans notre modèle. Ainsi, un maximum de 2 variables a été retenu, ceci pour éviter les problèmes de conditionnement de la matrice $(X^T X)^{-1}$. Nous présentons ci-dessous les modèles les plus efficaces : les p-values doivent être inférieures à 1%, et les intervalles de confiance les plus restreints, mais les variables doivent également maximiser le $R^2$.

Les 2 premiers critères p-values et intervalles de confiance sont primordiaux pour pouvoir utiliser nos résultats dans un but prédictif, c'est-à-dire réutiliser nos modèles pour des sites nouveaux ou ne faisant pas partie de notre échantillon. Le $R^2$ est un indicateur utile et simple à interpréter pour mesurer la qualité générale de l'estimation, mais il est moins pertinent pour la prédiction. En-dessous de 0.8, l'estimation est considérée comme incomplète : il manque une ou plusieurs variables pour expliquer le prix dont nous ne disposons pas.

## Diagnostic des régressions et prédictions.

| Appareils Elévateurs Total | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| **Variables** | **Coefficient** | **p_values** | **Borne Inf Conf** | **Borne Sup Conf** | **R Squared** |
| **Nombre d'Occupants** | 25.941 | 0.000 | 22.042 | 29.840 | 0.803 |

Le SLA Appareils Elévateurs est particulier : le fait qu'un site soit équipé en ascenseur ou monte-charge est relativement aléatoire. Même si une relation assez forte est trouvée entre le nombre d'occupants et prix du SLA, on constatera lors des tentatives de prédiction que cette relation est très incertaine. Néanmoins, les résultats actuels sont bien meilleures que les résultats avec la surface.

| CFO Total | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| **Variables** | **Coefficient** | **p_values** | **Borne Inf Conf** | **Borne Sup Conf** | **R Squared** |
| **Surface Totale** | 4.021 | 0.000 | 3.010 | 5.032 | 0.910 |
| **Surface Bureaux** | 2.944 | 0.002 | 1.155 | 4.732 | |

On verra lors de la régression des prix des SLA par le nombre d'équipements correspondant (en annexe) que le nombre d'équipements de CFO est très corrélé à la taille du site. Ainsi, il n'est pas étonnant de constater un très bon pouvoir explicatif de Surface Totale et Surface de Bureaux.

| Contrôles Réglementaires | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| **Variables** | **Coefficient** | **p_values** | **Borne Inf Conf** | **Borne Sup Conf** | **R Squared** |
| **Surface Totale** | 1.387 | 0.000 | 1.046 | 1.728 | 0.901 |
| **Surface Bureaux** | 0.752 | 0.016 | 0.148 | 1.355 | |

Le SLA Contrôles Réglementaires dépendant également du nombre d'équipements du site, le prix semble être très bien expliqué par la surface du site. La surface de bureaux est moins significative statistiquement mais apporte du pouvoir explicatif au modèle puisqu'il augmente le $R^2$ d'environ 3 points.

| Courrier et Colis Total | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| **Variables** | **Coefficient** | **p_values** | **Borne Inf Conf** | **Borne Sup Conf** | **R Squared** |
| **Nombre d'Occupants** | 38.485 | 0.000 | 29.635 | 47.334 | 0.787 |
| **Surface de Datacenter** | 29.318 | 0.000 | 14.837 | 43.799 | |

Le modèle basé sur le nombre d'occupants et la surface de datacenter explique de façon limitée les variations de prix du SLA Courrier et Colis. Il est difficile d'interpréter la significativité de la variable Surface de Datacenter. Néanmoins, la significativité du Nombre d'Occupants peut être expliqué par la nature du SLA Courrier et Colis. En effet, le prix de ce SLA dépend en grande partie de la façon dont est récolté et redistribué le courrier : centralisé ou décentralisé. On peut supposer qu'un site très peuplé organisera son courrier de manière centralisée, ce qui implique un personnel dédié et donc des coûts supérieur. La

présence de la variable surface de data center dans l'explication du prix du SLA Courrier et Colis paraît singulière. Il s'agit de la meilleure combinaison de variables pour ce SLA, une interprétation des résultats n'est pas toujours possible.

| CVC Total | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| **Variables** | **Coefficient** | **p_values** | **Borne Inf Conf** | **Borne Sup Conf** | **R Squared** |
| **Surface Totale** | 8.053 | 0.000 | 7.349 | 8.758 | 0.923 |

Comme attendu le SLA CVC est très bien expliqué par la surface. Là aussi, la corrélation forte entre surface du site et nombre d'équipements semble pouvoir expliquer ce résultat.

| Déchets Total | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| **Variables** | **Coefficient** | **p_values** | **Borne Inf Conf** | **Borne Sup Conf** | **R Squared** |
| **Nombre d'Occupants** | 16.848 | 0.000 | 9.305 | 24.391 | 0.621 |
| **Surface salles blanches** | 5.655 | 0.002 | 2.245 | 9.066 | |

Le pouvoir explicatif du modèle pour le SLA Gestion des Déchets est assez faible (62 %), mais les coefficients de régression sont significatifs statistiquement. D'autres paramètres **inconnus** entre dans la détermination du prix de ce SLA.

| Entretien du Bâtiment | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| **Variables** | **Coefficient** | **p_values** | **Borne Inf Conf** | **Borne Sup Conf** | **R Squared** |
| **Surface Totale** | 3.003 | 0.000 | 2.137 | 3.869 | 0.905 |
| **Surface Bureaux** | 3.097 | 0.000 | 1.564 | 4.629 | |

Le prix de ce SLA est très bien expliqué par les différentes surfaces. Ce SLA contient l'entretien des équipements de plomberie ainsi que des travaux sur bâtiments, 2 éléments qui dépend de la surface d'un site.

| Espaces Verts Total | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| **Variables** | **Coefficient** | **p_values** | **Borne Inf Conf** | **Borne Sup Conf** | **R Squared** |
| **Surface Totale** | 1.549 | 0.000 | 1.318 | 1.781 | 0.816 |
| **Surface Salles Blanches** | -8.093 | 0.000 | -11.025 | -5.161 | |

Une explication possible du signe négatif du coefficient de la variable de surface de salles blanches peut se trouver dans le fait qu'un site équipé de salles blanches a plus de chances de se trouver dans une zone industrielle où il est peu probable de trouver des espaces verts. Néanmoins, le $R^2$ du modèle reste peu satisfaisant. Les données de surface d'espaces verts, dont on peut attendre un rôle clé dans la détermination du prix du SLA Espaces Verts, ne sont pas disponibles.

| GTB Total | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| **Variables** | **Coefficient** | **p_values** | **Borne Inf Conf** | **Borne Sup Conf** | **R Squared** |
| **Surface Bureaux** | 0.477 | 0.000 | 0.295 | 0.659 | 0.865 |
| **Surface Salles Blanches** | 8.276 | 0.000 | 6.972 | 9.580 | |

De même, le modèle pour le SLA Gestion Technique du Bâtiment dispose d'un $R^2$ peu satisfaisant. Néanmoins, des intervalles de confiance assez réduit peuvent laisser espérer une prédiction satisfaisante.

| Installations Sûreté Total | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| **Variables** | **Coefficient** | **p_values** | **Borne Inf Conf** | **Borne Sup Conf** | **R Squared** |
| **Surface Totale** | 0.572 | 0.000 | 0.351 | 0.794 | 0.382 |

Les variations de prix du SLA Installations de Sûreté sont très mal expliquées par les variables dont nous disposons actuellement. Il semble qu'une variable indiquant la criticité du site en termes de sécurité soit une condition nécessaire pour enrichir l'estimation. Il est inutile d'utiliser le modèle actuel pour la prédiction.

| Management de Site Total | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| **Variables** | **Coefficient** | **p_values** | **Borne Inf Conf** | **Borne Sup Conf** | **R Squared** |
| **Nombre d'Occupants** | 100.573 | 0.000 | 65.731 | 135.414 | 0.909 |
| **Surface Bureaux** | 4.451 | 0.000 | 2.253 | 6.649 | |

Les résultats pour le SLA Management de Site sont très satisfaisants. En effet, ce SLA très important (plus de 10 % du FM total) était une priorité, sachant que les résultats des mesures de performance standards comme le ratio offraient des résultats mitigés ($R^2$ de 60 % pour cette méthode). Le nombre d'occupants et la surface de bureaux expliquent donc 90 % des variations de prix du SLA, tout en ayant des intervalles de confiance relativement restreints.

| Manutention Total | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| **Variables** | **Coefficient** | **p_values** | **Borne Inf Conf** | **Borne Sup Conf** | **R Squared** |
| **Nombre d'Occupants** | 64.819 | 0.000 | 54.501 | 75.138 | 0.785 |

Bien que l'intervalle de confiance de la variable de nombre d'occupants soit restreint, le $R^2$ est trop faible pour espérer une prédiction suffisamment précise.

| Nettoyage Total | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| **Variables** | **Coefficient** | **p_values** | **Borne Inf Conf** | **Borne Sup Conf** | **R Squared** |
| **Nombre d'Occupants** | 315.298 | 0.000 | 290.176 | 340.421 | 0.956 |
| **Surface de datacenter** | 70.129 | 0.001 | 29.019 | 111.238 | |

Comme pour le SLA Management de Site, le SLA Nettoyage est d'une importance capitale puisqu'il correspond à plus de 20 % du FM total. Nos résultats sont donc très satisfaisants, puisque le $R^2$ de la méthode des ratios était de seulement 60 %. Ce modèle a un $R^2$ de 95%, ainsi que des intervalles de confiance suffisamment petits pour espérer une prédiction précise.

| Portes et Barrières Total | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| **Variables** | **Coefficient** | **p_values** | **Borne Inf Conf** | **Borne Sup Conf** | **R Squared** |
| **Nombre d'Occupants** | 14.267 | 0.000 | 10.387 | 18.146 | 0.802 |
| **Surface Salles Blanches** | 4.238 | 0.000 | 2.484 | 5.993 | |

Pour ce SLA comme pour Installations de Sûreté, une variable traduisant la criticité du site en termes de sécurité pourrait apporter un bon pouvoir explicatif au modèle.

| Sécurité Incendie Total | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| **Variables** | **Coefficient** | **p_values** | **Borne Inf Conf** | **Borne Sup Conf** | **R Squared** |
| **Nombre d'Occupants** | 60.755 | 0.000 | 53.091 | 68.419 | 0.912 |
| **Surface de datacenter** | 30.989 | 0.000 | 18.448 | 43.531 | |

Le pouvoir explicatif du modèle est bon pour ce SLA et les intervalles de confiance sont assez restreints pour garantir une prédiction relativement précise.

Après avoir analysé nos résultats numériques, nous souhaitons les visualiser. Ci-dessous les SLA Sécurité Incendie ($R^2$ de 91 %) et Gestion des Déchets ($R^2$ de 62 %) :

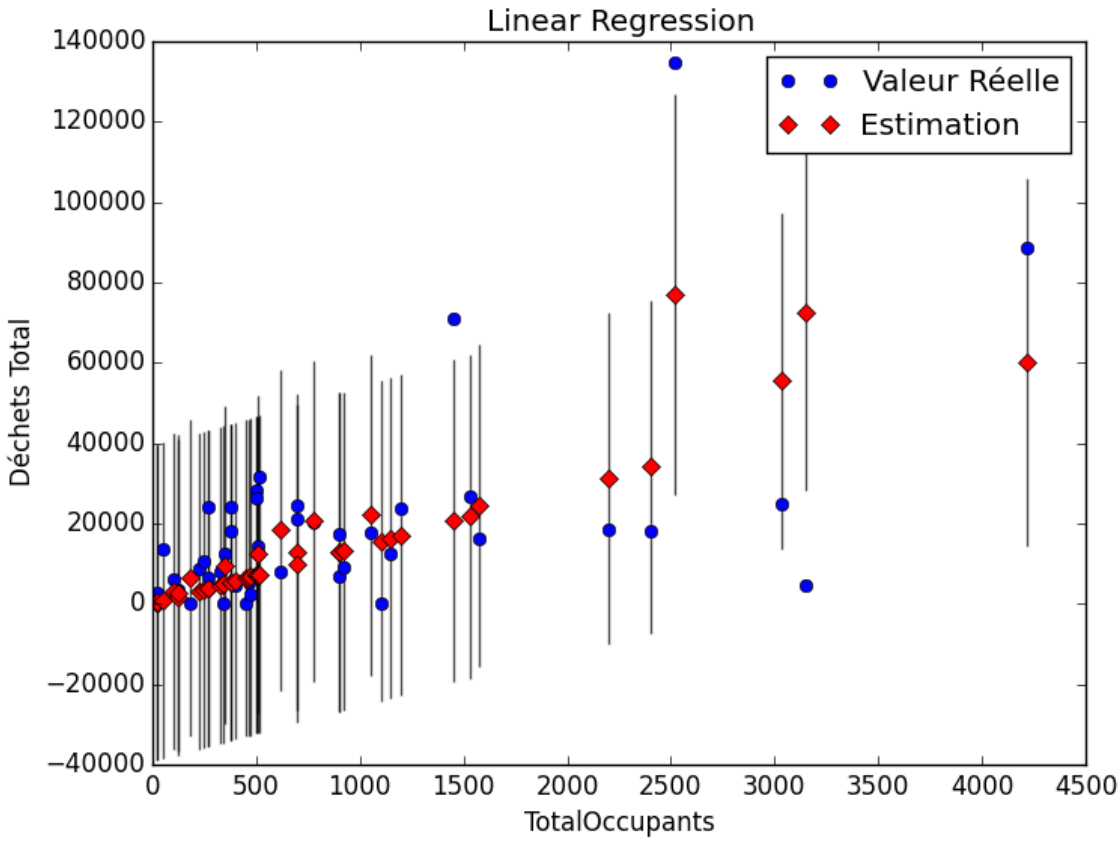


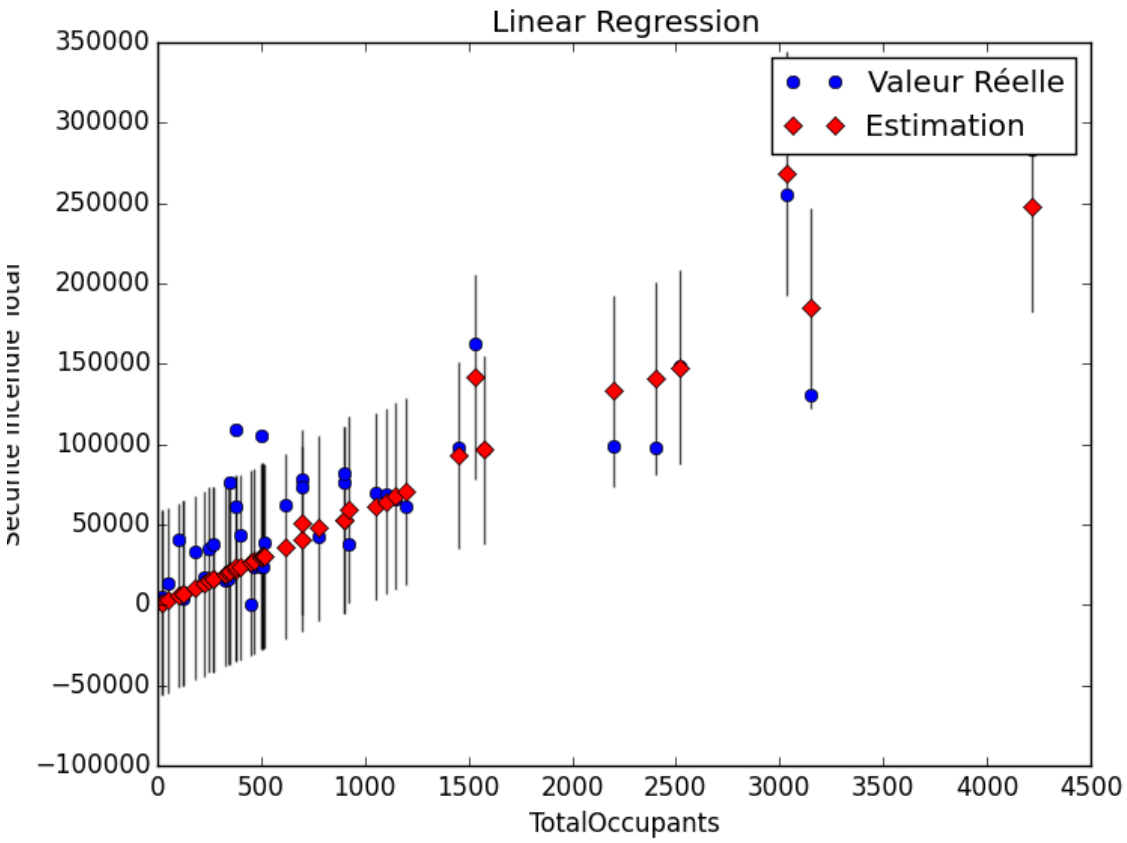

**Figure 4 : Graphique de régression du SLA Déchets**

L'axe des abscisses correspond à la valeur du premier prédicteur, Nombre d'occupants. Comme nous nous sommes limités à 2 prédicteurs, on sait que les variations des estimations qui s'éloignent de la droite $Prix = \beta * Occupants$ correspondent aux variations de la seconde variable, Surface de Salles Blanches.

L'axe des ordonnées correspond aux prix du SLA Déchets, en euros. Les barres verticales autour des estimations sont les intervalles de prédiction, soient les intervalles de confiance multipliés par les valeurs des prédicteurs.

On constate premièrement que la relation positive entre Nombre d'Occupants et prix du SLA n'est pas évidente. En effet, à part 3 sites ayant simultanément un nombre d'occupants et un prix du SLA élevés, rien ne laisse supposer une relation croissante entre ces 2 variables.

De plus, on observe une forte variance des prix pour les sites avec peu d'occupants (moins de 1000 occupants), variance largement non expliquée par les 2 variables indépendantes. La variance inégale de la série peut laisser suspecter un **biais de variable omise**, variable dont nous ne disposons pas qui expliquerait ces variations.




On retrouve pour le SLA Sécurité Incendie ci-dessus une variance pour les petits sites assez élevées. On remarque notamment deux sites en dehors des intervalles de prédiction : Fleury et La Ferté Saint-Aubin.

Les intervalles de prédiction couvrent un intervalle de 100 000 euros autour du prix prédit, ce qui semble très conséquent, surtout au regard du $R^2$ très élevé de la régression. Cette faible précision de la prédiction est due en grande partie au nombre d'observations très restreint dont nous disposons, et à la répartition. Comme on a pu le voir grâce au clustering, on dispose d'un grand nombre de 'petits' sites, pour lesquels nous ne semblons pas disposer des variables explicatives pertinentes pour le prix. En revanche, nous disposons (logiquement) de très peu de points référant à des sites plus importants (par la surface et les occupants).

## Etude d'impact

Les variables étudiées ici sont l'accord, la vétusté, les nombres d'équipements par SLA et la localisation des sites à Paris ou Province. Ces variables ont fait l'objet d'une étude préalable et ont été jugé inutile dans le cas de la prédiction. Elles peuvent néanmoins avoir un impact sur le prix, mais pas suffisamment significatif pour être des prédicteurs pertinents. Nous

allons nous attacher à déterminer si ces variables ont un impact sur les prix de SLA. Pour cela, nous allons régresser les prix des SLA par les variables d'intérêt (accord, vétusté…) puis nous allons observer la valeur de la p-value. On rappelle que la p-value teste l'hypothèse selon laquelle le coefficient de régression de la variable d'intérêt est nul. Une p-value inférieure à 0.05 signifie que l'on rejette cette hypothèse et donc que la variable a un impact significatif sur les prix.

## L'accord.

Nous avons à notre disposition une variable caractérisant l'accord entre les managers Thales et Vinci Facilities pour chaque site. On s'attend à ce qu'une meilleure accord entre les 2 managers implique, par une communication plus soutenue, une réduction du prix des prestations c'est-à-dire de trouver un coefficient de régression positif et significatif pour l'accord.

La variable accord est une variable qualitative non ordonnée : ses valeurs correspondent à des classes (de 1 à 4) et pas à des valeurs numériques (comme la surface). Dans la régression, ces variables doivent être transformées en 4 ***variables binaires*** (que l'on appelle aussi 'dummies') pour être traitée comme variable indépendante. Seules 3 des 4 variables binaires seront introduites dans le modèle de régression car la 4$^{e}$ variable est nécessairement une combinaison linéaire des 3 autres vecteurs.

Nous utiliserons la variable de surface totale comme ***variable de contrôle*** : comme nous avons vu l'importance non négligeable de la surface dans la détermination des prix des SLA, nous introduisons la surface totale pour éviter que les coefficients des variables d'accord ne capturent les variations des prix dues aux variations de surface. Pour chaque régression, cela nous donne donc 4 variables : les 3 variables binaires caractérisant l'accord et la variable de contrôle. Cela constitue un nombre de dimensions élevé pour un échantillon aussi restreint, mais nous sommes contraints par la nature de la variable d'accord.

A l'issue des calculs, on constate que les résultats ne montrent pas de relation solide entre accord et prix.

Les variables d'accord affichent une **forte colinéarité**. Une variable colinéaire est une variable qui peut être obtenue par une combinaison linéaire d'une ou plusieurs autres variables. Ainsi, la variable colinéaire apporte une information déjà comprise dans les autres variables. En plus d'être inutile, la variable colinéaire rend la matrice des observations mal conditionnée et difficilement inversable. En cas de colinéarité parfaite, le processus de régression ne peut simplement pas être mené à bout. Dans le cas où il existe de la colinéarité imparfaite, cela rend le modèle très instable. Le nombre de conditionnement reflète cette instabilité, puisqu'il montre à quel point les résultats peuvent changer avec un changement mineur des paramètres. Il est ici supérieur à 70 000. On considère généralement qu'un nombre de conditionnement supérieur à 10 montre une colinéarité forte des variables, et donc une instabilité des résultats de même ampleur. Cela se traduit par des coefficients estimés dispersés, et donc des p-values très élevées.

Les p-values, ces valeurs qui caractérisent la significativité statistique sont toutes très élevées. On rappelle qu'une p-value est comprise entre 0 et 1, où 0 signifie que l'on peut rejeter l'hypothèse de non-significativité et 1 que l'on peut l'accepter. Voici le tableau des p-values pour tous les prix et pour chaque variable indépendante (surface, accord…) :

| Sites | Surface Totale | Accord 1 | Accord 2 | Accord 3 |
|---|---|---|---|---|
| **Management de Site Total** | 0.000 | 0.728 | 0.046 | 0.160 |
| **GTB Total** | 0.000 | 0.059 | 0.236 | 0.600 |
| **CVC Total** | 0.000 | 0.908 | 0.424 | 0.876 |
| **CFO Total** | 0.000 | 0.489 | 0.107 | 0.925 |
| **Sécurité Incendie Total** | 0.000 | 0.722 | 0.151 | 0.877 |
| **Installations de Sûreté Total** | 0.056 | 0.004 | 0.066 | 0.097 |
| **Contrôles Réglementaires Total** | 0.000 | 0.003 | 0.053 | 0.072 |
| **Entretien du Bâtiment Total** | 0.000 | 0.574 | 0.480 | 0.239 |
| **Appareils Elévateurs** | 0.000 | 0.065 | 0.214 | 0.968 |
| **Portes et Barrières Total** | 0.000 | 0.971 | 0.504 | 0.253 |
| **Espaces Verts Total** | 0.000 | 0.018 | 0.105 | 0.368 |
| **Courrier et Colis total** | 0.000 | 0.103 | 0.980 | 0.286 |
| **Nettoyage Total** | 0.000 | 0.006 | 0.581 | 0.168 |
| **Déchets Total** | 0.000 | 0.379 | 0.231 | 0.170 |
| **Manutention Total** | 0.000 | 0.050 | 0.361 | 0.562 |

La surface totale du site est, comme attendu, très significative. En revanche les variables d'accord ont des p-values très élevées, ce qui signifie que, de façon générale, **on ne peut pas conclure de façon positive sur l'existence d'un effet de l'accord sur les prix des SLA.** Il est nécessaire de mettre ces résultats en perspective : cette méthode ne permet pas de conclure que l'accord n'a pas d'effet sur le prix. **De plus,** il faut analyser l'effet de l'accord sur le prix **hors-forfait, qui est plus susceptible d'être affecté par l'accord entre managers.**

## La vétusté.

Nous nous intéressons à l'impact de la vétusté d'un site sur les prix des SLA. On peut s'attendre à ce qu'un site vieux coûte plus cher, surtout pour les SLA Multi Techniques (CVC, CFO, Installations de Sûreté…) mais également pour les SLA Multi Services : un site vieux peut demander plus de travail de nettoyage, par sa vétusté ou sa conception obsolète (très décentralisée par exemple).

La variable de vétusté est une variable catégorielle allant de 1 à 3, du plus jeune au plus vieux. Comme pour l'accord, nous allons devoir discrétiser cette variable. Comme nous l'avons vu avec la variable d'accord, les vecteurs à valeurs binaires semblent provoquer de la colinéarité dans nos modèles : le nombre de conditionnement est de  Voici le tableau des pvalues des variables d'accord :

| SLA | Surface Totale | Vetuste 1 | Signe vetuste 3 | Vetuste 3 |
|---|---|---|---|---|
| **Management de Site Total** | 0.00 | 0.18 | + | 0.02 |
| **GTB Total** | 0.00 | 0.78 | - | 0.91 |
| **CVC Total** | 0.00 | 0.84 | + | 0.01 |
| **CFO Total** | 0.00 | 0.62 | + | 0.01 |
| **Sécurité Incendie Total** | 0.00 | 0.59 | + | 0.07 |
| **Installations de Sûreté Total** | 0.00 | 0.50 | + | 0.35 |
| **Contrôles Réglementaires Total** | 0.00 | 0.64 | + | 0.02 |
| **Entretien du Bâtiment Total** | 0.00 | 0.78 | + | 0.05 |
| **Appareils Elévateurs** | 0.00 | 0.85 | + | 0.29 |
| **Portes et Barrières Total** | 0.00 | 0.95 | + | 0.13 |
| **Espaces Verts Total** | 0.00 | 0.75 | + | 0.27 |
| **Courrier et Colis total** | 0.00 | 0.25 | - | 0.96 |
| **Nettoyage Total** | 0.00 | 0.19 | + | 0.04 |
| **Déchets Total** | 0.00 | 0.44 | + | 0.16 |
| **Manutention Total** | 0.00 | 0.21 | - | 0.64 |

On retrouve des résultats intéressants : la variable de vétusté 1 caractérisant les sites jeunes n'est pas significative de façon générale, mais la variable vétusté 3 représentant elle les sites vieux semble avoir un impact positif et significatifs à un risque d'erreur de 5 % sur SLA Multi Techniques comme CVC et CFO ainsi que pour les SLA Multi Services Nettoyage et Management de Site.

Sachant que la vétusté a un impact négatif sur les SLA les plus importants (CVC, Nettoyage, CFO …), nous pouvons donc conclure à un impact de la vétusté sur le prix du FM global.

### Le nombre d'équipements.

Des listes d'équipements par site et par SLA ont été construites et tenues à jour par les managers de sites Thales. L'hétérogénéité des sources et l'inexistence de standards pour la construction de ces listes impliquent qu'une partie des données est incomplète ou inutilisable. Différentes listes d'équipements ne recensent pas les mêmes équipements pour un même SLA. Par exemple, pour le SLA Sécurité Incendie, une liste recensera toutes les têtes de sprinkler (qui se comptent la plupart du temps en centaines) quand d'autres ne les mentionnent pas. Ainsi, cela résulte en des chiffres très incertains. De plus, des listes ne font pas correspondre des SLA à des équipements, rendant leur catégorisation difficile si la

nature de l'équipement n'est pas évidente. Toutes ces difficultés résultent en une base de données de qualité médiocre.

Le nombre d'équipements a été déterminé comme plus pertinent que la puissance installée totale sur un site sur les conseils de managers de site qui ont remarqué que le nombre était plus coûteux que la taille, car il impliquait plus d'interventions. On cherche également à mettre en évidence le **coût de la massification des équipements** : le coût d'un équipement supplémentaire est supérieur au coût moyen d'un équipement. Cela signifie qu'en plus de générer les coûts classiques (maintenances, énergie…), un équipement supplémentaire va également générer des coûts additionnels dus à la massification (inefficiences, complexité des installations à équipements multiples…). Ces coûts additionnels vont augmenter avec le nombre d'équipements supplémentaires. Pour cela, introduire le carré de la variable d'équipement semble être la méthode adéquate. Nous n'observons **pas de résultats notables** : pour chaque régression, les 2 variables (nombre d'équipements et son carré) ne sont pas significatifs.

Nous procédons donc à la méthode classique.

Comme pour l'accord ou la vétusté, nous allons d'abord déterminer si le nombre d'équipements a un impact sur les différents prix des SLA correspondants, en contrôlant là aussi par la surface totale du site.

| P-values | CVC | CFO | Entretien Bâtiment | Sécurité Incendie |
|---|---|---|---|---|
| **Nombre d'équipements** | 0.54 | 0.95 | 0.12 | 0.04 |
| **Surface Totale** | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 |

Les p-values sont très élevées. Pour CVC, CFO, et Entretien du Bâtiment, on peut rejeter l'hypothèse selon laquelle ces variables ont un impact sur le prix. La p-value du nombre d'équipements Sécurité Incendie est significative si l'on considère un risque d'erreur de 5 % (la p-value est de 4 %). Néanmoins, elle reste assez élevée et les données pour cette variable sont assez incertaines. Il est donc difficile de conclure sur l'impact de cette variable.

On rappelle que l'introduction de la variable de surface totale agit comme **contrôle**. Ainsi, même si les nombres d'équipements sont effectivement corrélés aux prix des SLA, leur non-significativité quand on introduit la surface montre que ces variables n'apportent pas d'information supplémentaire : le nombre d'équipement (pour chaque SLA) est corrélé avec la surface qui elle-même est corrélée avec le prix des SLA. Si l'on n'introduisait pas la surface dans le modèle, les coefficients associés à chaque nombre d'équipements seraient significatifs mais comprendraient un **biais de spécification**.

### Localisation des sites à Paris / Province

On étudie l'impact de la localisation des sites à l'Ile-de-France ou à la province. On s'attend à ce que la plupart des SLA soient plus chers pour des sites appartenant à Paris. On

détermine une variable nommée Paris qui prendra comme valeur 1 lorsque le site appartient la région Ile-de-France, 0 sinon. Comme précédemment, on étudie premièrement les p-values :

| p-values | Surface Totale | Paris | Signe Paris |
|---|---|---|---|
| **Management de Site Total** | 0.00 | 0.00 | + |
| **GTB Total** | 0.00 | 0.54 | - |
| **CVC Total** | 0.00 | 0.40 | - |
| **CFO Total** | 0.00 | 0.74 | + |
| **Sécurité Incendie Total** | 0.00 | 0.14 | + |
| **Installations de Sûreté Total** | 0.00 | 0.30 | - |
| **Contrôles Réglementaires Total** | 0.00 | 0.55 | + |
| **Entretien du Bâtiment Total** | 0.00 | 0.76 | + |
| **Appareils Elévateurs** | 0.00 | 0.11 | + |
| **Portes et Barrières Total** | 0.00 | 0.31 | - |
| **Espaces Verts Total** | 0.00 | 0.46 | + |
| **Courrier et Colis total** | 0.00 | 0.00 | + |
| **Nettoyage Total** | 0.00 | 0.01 | + |
| **Déchets Total** | 0.00 | 0.26 | - |
| **Manutention Total** | 0.00 | 0.04 | + |

On note une colinéarité forte dans tous les modèles, ce qui n'empêche pas la variable Paris de montrer des résultats intéressants : selon les p-values, **l'impact de la localisation à l'Ile-de-France est significatif et positif** pour le prix des SLA Management de Site, Courrier et Colis, Nettoyage et Manutention, soient des **SLA Multi-services**. Cela signifie que pour 2 sites de même taille, l'un étant en Ile-de-France et l'autre en province, les prix de ces SLA pour le site d'Ile-de-France seront plus élevés que ceux du site de province. On peut supposer que le niveau des salaires, souvent plus élevés en Ile-de-France qu'en province, soit à l'origine de ces différences.

# Conclusion.

Bien que nous ayons pu rencontrer des difficultés avec les données, les méthodes utilisées dans ce rapport montrent des résultats pertinents en termes de **prédiction**. Les SLA les plus importants (Nettoyage, CVC, Management) sont bien expliqués par nos modèles, et peuvent donc faire l'objet de prédictions assez précises compte tenu de la base de données. La régression linéaire étant une méthode assez aisément interprétable et reproductible, cette méthode pourrait remplacer à terme les ratios actuellement utilisé dont nous avons précédemment pointé les défauts.

**L'étude d'impact** de variables supposées pertinentes  comme l'accord ou la vétusté a permis d'établir un lien statistique entre prix du FM et vétusté : les sites anciens auront ainsi tendance à coûter plus chers que les sites neufs. Nous avons également établi que, toutes choses égales par ailleurs, un site d'Ile-de-France aura des SLA Multi services (et donc un FM total) plus coûteux qu'un site de province. Enfin, nous n'avons pas trouvé de lien statistique entre l'accord des managers Thales et Prestataires et les prix des SLA, ainsi qu'entre le nombre d'équipements par site et par SLA et les prix des SLA correspondants.

Il semble important de préciser que l'importance capitale de la surface dans nos résultats peut être biaisée par le fait que la surface est utilisée depuis des années pour contrôler la performance des sites, par le biais du ratio. Ainsi, les prix ont été lissés au fil des années dans le but d'être conformes aux surfaces. Il est fort probable que **l'importance de la surface dans nos régressions soit augmentée artificiellement par cet effet**, c'est-à-dire que si une autre méthode que les ratios par la surface avait été utilisée pour contrôler les prix des prestations, la surface ne jouerait pas un rôle aussi important dans nos régressions.