Rapport de projet - Assignation des Régions aux Représentants des Ventes chez Pfizer Turquie

Nassim Lattab, Mohamed Azzaoui

Université Paris Cité

Professeur : Vincent Mousseau

1. Introduction

Dans ce projet, nous avons étudié l'assignation des régions aux représentants de vente chez Pfizer Turquie. Le problème décisionnel concerne l'optimisation de la répartition des zones géographiques afin de minimiser les déplacements et d'assurer une charge de travail équitable entre les représentants. Nous présentons ici une analyse détaillée, des solutions proposées et les réponses aux questions soulevées.

2. Méthodologie

2.1. Description du problème

Le projet porte sur l'assignation optimale des zones géographiques (dénommées "bricks") aux représentants de vente chez Pfizer Turquie. Cette problématique vise à optimiser l'allocation des zones pour maximiser l'efficacité des déplacements et assurer un équilibre de la charge de travail entre les représentants.

2.2. Critères d'évaluation et choix des solutions

Pour évaluer la performance des solutions proposées, plusieurs critères de performance ont été définis. Ces critères tiennent compte à la fois de l'efficacité opérationnelle et de l'équité de la répartition des tâches :

- **Minimisation des distances parcourues** : L'objectif est de réduire au maximum les distances totales parcourues par les représentants de vente, afin d'améliorer leur productivité et de diminuer les coûts de déplacement.
- **Équilibre de la charge de travail** : Chaque représentant de vente doit recevoir une charge de travail qui reste dans un intervalle acceptable (entre 80% et 120%), en termes de volume de zones attribuées. L'écart entre la charge de travail la plus faible et la plus élevée doit être limité pour éviter une surcharge ou une sous-charge de travail.
- **Stabilité de l'affectation** : Il est important que les modifications proposées ne perturbent pas excessivement les relations déjà établies entre les représentants de vente et leurs clients. La stabilité vise à maintenir une certaine continuité et à minimiser les changements d'affectation.

2.3. Calcul des solutions efficaces

Pour résoudre ce problème, nous avons utilisé une approche basée sur la programmation linéaire en nombres entiers (MILP - Mixed Integer Linear Programming). Ce modèle mathématique prend en compte :

- Des **variables binaires** représentant l'affectation des zones géographiques ("bricks") aux différents représentants.
- Des **contraintes de charge de travail**, garantissant que chaque représentant ait une charge de travail équilibrée.
- Des **objectifs de minimisation** des distances totales parcourues, tout en respectant les contraintes de charge de travail.
- Une **contrainte de stabilité** visant à limiter les changements par rapport à l'affectation actuelle des "bricks". Bien que certains changements soient inévitables pour minimiser la distance totale, cette contrainte cherche à réduire l'ampleur des disruptions dans la mesure du possible.

L'objectif principal est de trouver une affectation optimale des zones qui minimise la distance totale parcourue par les représentants, tout en garantissant une répartition équilibrée des charges de travail tout en préservant au mieux la stabilité de l'affectation par rapport à l'organisation initiale.

2.4. Discrimination des solutions par un modèle additif

Après avoir généré plusieurs solutions à partir du modèle MILP, l'idée est d'appliquer un modèle additif pour comparer et discriminer les solutions. Ce modèle permet de prendre en compte plusieurs critères de performance en les pondérant selon leur importance relative. Ainsi, chaque solution sera évaluée en fonction de son compromis entre :

- La réduction des distances parcourues,
- L'équilibre de la charge de travail,
- La stabilité de l'affectation des régions.

Ce processus a permet de dégager les solutions dominantes, c'est-à-dire celles qui apportent le meilleur compromis en termes d'efficacité globale du système, selon l'importance accordée aux critères.

2.5. Analyse des limitations du modèle

Bien que le modèle proposé présente des solutions optimales selon les critères définis, certaines limitations doivent être prises en compte :

- **Hypothèse de linéarité** : Le modèle suppose une relation linéaire entre les distances et leur coût, ce qui peut ne pas être entièrement représentatif dans le cas de trajets complexes ou de zones mal desservies.
- **Données statiques** : Le modèle repose sur des données fixes, alors que dans la réalité, les zones de vente peuvent connaître des variations saisonnières ou des fluctuations de la demande. Ces dynamiques ne sont pas prises en compte dans notre approche.
- **Complexité computationnelle** : L'utilisation de la programmation linéaire en nombres entiers entraîne une certaine complexité computationnelle, surtout lorsque des contraintes supplémentaires sont introduites (comme les modifications des bricks centraux).

Ces limitations soulignent la nécessité d'une approche flexible et itérative pour ajuster le modèle en fonction des réalités opérationnelles.

3. Réponses aux questions

Pour voir nos solutions en détail, se référer à la figure 1 de l'annexe.

1. Solution Properties

Les solutions obtenues montrent que l'optimisation a permis de réduire les distances moyennes parcourues tout en respectant les contraintes de charge. Il est important de noter que l'ensemble des solutions générées sont **non dominées**, c'est-à-dire qu'aucune solution ne surpasse une autre simultanément sur tous les critères. Cependant, la minimisation des distances a entraîné une augmentation de la disruption : plus on cherche à minimiser la distance totale, plus les affectations des régions s'éloignent de l'état initial, augmentant ainsi le nombre de changements et réduisant la stabilité des solutions.
D'autre part, on observe que plus la disruption augmente, moins l'écart de distance entre les solutions devient significatif, jusqu'à devenir négligeable, ce qui rend ces solutions moins intéressantes.

2. Comparison of Solutions

La solution initiale, avec une distance totale de 187.34 km, est très proche de la solution 7. Si les employés sont déjà habitués à leur parcours et que seule la contrainte de charge de travail doit être respectée, cette solution semble la meilleure, car elle entraîne peu de changements (La distance totale est similaire, avec seulement 2 disruptions, résultant d'un simple échange entre deux agents). Une autre solution optimale est la solution 3, qui minimise la distance d'environ 17% sans ajouter de disruptions supplémentaires par rapport aux solutions 1 et 2, où la distance est réduite au prix d'une disruption accrue pour un gain négligeable.

3. Varying Workload

Plus on restreint cette fenêtre, moins il y a de solutions disponibles. De plus, il devient de plus en plus difficile de minimiser à la fois la disruption et la distance, ces dernières augmentant progressivement. En revanche, un intervalle de [0.8; 1.2] offre un plus grand éventail de solutions, permettant de choisir entre minimiser la distance au prix d'une plus grande disruption, ou bien limiter la disruption sans trop impacter la distance, tout en résolvant le problème de charge de travail initial.

4. Partial Assignment of Bricks

Deux approches ont été utilisées pour l'allocation partielle des briques. La première, l'allocation *continue*, permet d'affecter des portions continues de briques sans contrainte de division. Dans cette approche, les distances parcourues par chaque agent sont pondérées en fonction de son taux d'affectation. Par exemple, un agent affecté à 50% d'une brique parcourt deux fois moins de distance qu'un agent affecté à 100%. Cette méthode génère un grand nombre de solutions, mais peut rendre l'allocation difficile à gérer. En effet, dans le monde réel, des répartitions aussi fines ne ni pratiques ni cohérentes, car il est compliqué d'estimer la charge de travail exacte d'un agent ou de déterminer l'intérêt pour un agent d'être affecté de manière aussi fractionnée à une brique. Cependant, une amélioration possible serait de limiter la charge de travail des agents à un taux de 1 pour tout le monde, ce qui peut être respecté dans une allocation continue. Voir la figure 2 de l'annexe pour plus de détails.
La seconde approche, l'allocation *partielle par palier*, introduit des paliers de 0.2 pour l'affectation des briques. Cette méthode réduit le nombre de solutions non dominées à 12, ce qui évite le problème précédent. Ici, la distance parcourue par un agent est considérée comme totale, indépendamment du taux d'affectation, car l'agent doit parcourir l'intégralité du trajet, même si sa charge de travail est moindre. Le taux minimum d'affectation est donc ici fixé à 20%. Voir la figure figure 3 de l'annexe pour plus de détails.

5. Increased Demand

L'idée générale consiste à ajouter un nouvel agent et un bureau afin d'alléger la charge de travail des agents existants, notamment en redistribuant certaines zones (bricks).

Méthodologie :

- Identifier les agents dont la charge de travail est saturée, c'est-à-dire ceux dont la charge excède un seuil critique (par exemple, une charge supérieure à 1).
- Lister toutes les bricks actuellement attribuées à ces agents.
- Retirer de cette liste les bricks qui sont déjà des *center-bricks* (car l'objectif est d'ajouter un nouvel agent à une zone qui n'est pas déjà un centre).
- Simuler l'ajout de chaque brick de la liste comme *center-brick* et calculer la solution pour chaque nouvelle affectation.
- Retenir la brick pour laquelle la simulation en tant que *center-brick* minimise la somme des distances totales tout en respectant la contrainte de charge de travail. Cette redistribution de la charge de travail permet d'alléger la saturation d'au moins un agent.

Dans ce cas d'étude, l'objectif est de cibler les *bricks* les plus pertinentes pour redistribuer de manière optimale la charge de travail. Nous excluons d'abord les *center-bricks* et celles trop excentrées, puis nous identifions les zones où la charge de travail est la plus élevée.

Agent	Charge de travail (avec 20% supplémentaire)	Distance parcourue (km)
Agent 1	$0.9507 \times 1.2 = 1.14084$	19.3
Agent 2	$1.3377 \times 1.2 = 1.60524$	33.31
Agent 3	$0.7048 \times 1.2 = 0.84576$	9.99
Agent 4	$1.0068 \times 1.2 = 1.20816$	124.74

Table 1. Charge de travail et distance parcourue par chaque agent avec un supplément de 20%

Nous cherchons à ajouter un nouvel agent à proximité de la brique centrale de l'agent 2, afin de redistribuer sa charge de travail de manière plus équilibrée. Cet agent devra également être situé près de l'agent 4, dont la charge dépasse légèrement la limite acceptable (objectif : maintenir la charge entre 0.8 et 1.2), tout en réduisant sa distance parcourue, qui est la plus élevée.

L'objectif est d'identifier une brique proche de l'agent 4 qui pourrait récupérer la brique 12. Cette brique est particulièrement excentrée et contribue largement à la distance parcourue par l'agent 4. Nous pensons que la brique 13 serait idéale : elle pourrait alléger l'agent 2 en récupérant certaines de ses briques, tout en maintenant une distance parcourue raisonnable, puisqu'elle capte principalement des briques de l'agent 2.

6. Location of Center Bricks

Pour généraliser le modèle et permettre une modification flexible des zones centrales, nous conservons la structure de base tout en y ajoutant des éléments permettant de mieux prendre en compte les distances parcourues en fonction des localisations des bureaux. Ainsi, chaque agent pourra se voir attribuer une *center brick* optimale parmi l'ensemble des bricks disponibles.

Le modèle utilise une matrice carrée et symétrique M_d (pour distance), de dimension $n \times n$, où n est le nombre total de bricks. Chaque ligne i de cette matrice représente les distances entre la brick i et toutes les autres bricks. Par exemple, si l'agent 4 choisit la brick 1 comme *center brick*, il suffit de se référer à la ligne correspondante de M_d pour obtenir les distances entre cette brick et toutes les autres.

Pour formaliser le choix d'une *center brick* par chaque agent, nous ajoutons une matrice binaire M_{cb} (pour *customer-brick*). Les lignes de cette matrice représentent les agents, tandis que les colonnes représentent les bricks. Si un agent choisit une brick comme *center brick*, la valeur correspondante dans M_{cb} est égale à 1, et 0 sinon.

Le modèle impose trois contraintes essentielles sur la matrice M_{cb} :

- **Contrainte 1 :** Chaque agent doit avoir une seule *center brick*. Concrètement, pour chaque agent i, la somme des valeurs $M_{cb}[i][j]$ sur toutes les bricks j doit être égale à 1, soit : $\sum_{j=1}^{n} M_{cb}[i][j] = 1$.
- **Contrainte 2 :** Une *center brick* ne peut être attribuée qu'à un seul agent. Pour chaque brick j, la somme des valeurs $M_{cb}[i][j]$ sur tous les agents i doit être inférieure ou égale à 1, soit : $\sum_{i=1}^{m} M_{cb}[i][j] \leq 1$.
- **Contrainte 3 :** Si une brick est choisie comme *center brick* par un agent, elle doit nécessairement lui appartenir. Autrement dit, si $M_{cb}[i][j] = 1$, alors $M[j][i] = 1$ dans la matrice M.

Enfin, pour réduire la complexité du modèle et faciliter l'adaptation aux changements de demande, nous pouvons limiter le choix des *center bricks* en excluant celles qui ne sont pas appropriées, comme les bricks trop excentrées ou celles situées loin des zones de forte charge de travail.

7. SR Preferences

Pour modéliser les préférences des agents, nous proposons d'utiliser une matrice dans laquelle chaque agent exprime ses préférences pour chaque *brick*. Cette matrice permettra d'intégrer des contraintes spécifiques dans notre modèle (solver), assurant ainsi que les décisions prises respectent au mieux les préférences des agents. De cette manière, chaque choix prendra en compte les critères définis, améliorant l'adéquation du modèle aux attentes des agents.

Le principal défi réside dans l'évaluation numérique des préférences des agents pour chaque *brick*, ainsi que dans la détermination d'un seuil cohérent pour ces valeurs.

Deux approches peuvent être envisagées pour collecter et intégrer ces préférences :

- **Approche basée sur des critères multiples :** Chaque agent serait invité à sélectionner un certain nombre de *bricks* et à spécifier les critères qui lui semblent importants pour chaque *brick*, tels que la distance, l'ambiance, le quartier, le niveau de bruit, etc. Avec ces informations, nous pourrions appliquer l'algorithme présenté dans le TP 3 pour générer une valeur numérique de préférence pour chaque agent en fonction de chaque *brick*.
- **Approche basée sur un classement :** Une autre possibilité serait de demander à chaque agent de classer les *bricks* selon ses préférences (par exemple, en établissant un classement ou un préordre). Ce classement pourrait ensuite être intégré au modèle en ajoutant des contraintes spécifiques, de manière à ce que le solveur respecte au mieux les priorités exprimées par les agents. Cette méthode permettrait d'incorporer directement les préférences individuelles sans avoir à attribuer de valeurs numériques, tout en assurant une répartition optimale des *bricks* selon les priorités définies.

Dans les deux cas, l'objectif est de garantir que la solution respecte les préférences des agents tout en optimisant la répartition des *bricks*.

4. Conclusion

Ce projet a permis de proposer des solutions d'assignation optimales pour cette étude de cas en tenant compte des contraintes opérationnelles et des préférences des représentants. Les résultats montrent une nette amélioration par rapport aux solutions actuelles, avec une réduction des coûts en distance et une meilleure équité de répartition de charge de travail. Les analyses des scénarios et des modifications apportées au modèle montrent que celui-ci est assez robuste et peut être adaptable à des variations de la demande.

Annexe : Solutions non dominées, allocation binaire, partielle continue et partielle par palier

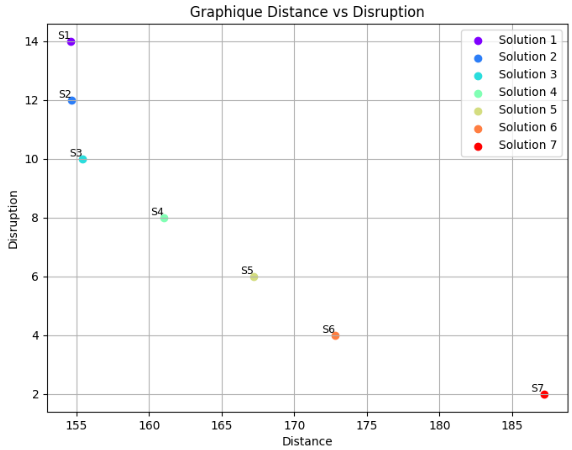

Figure 1. Graphique des solutions non dominées en fonction de la distance et de la disruption

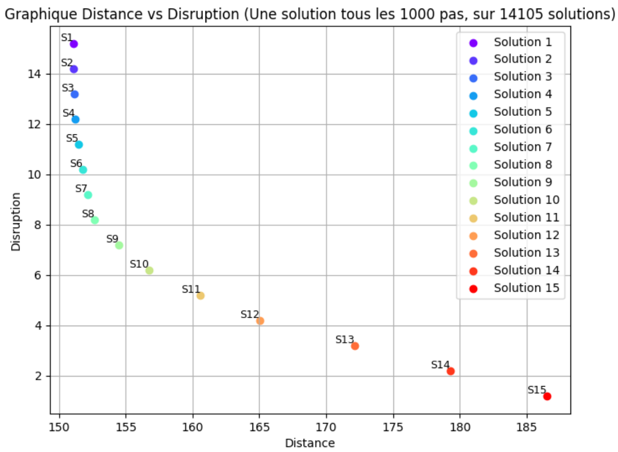

Figure 2. Graphique des solutions non dominées avec affectation partielle continue

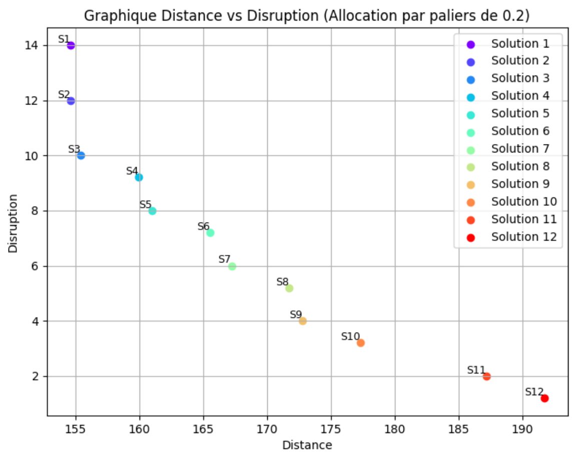

Figure 3. Graphique des solutions non dominées avec affectation partielle par palier