TIPE Transport Optimal

ROCHER Kilian — WILLEM Logan

2020 / 2021

Qu'est ce que l'optimisation des transports ? Quelques exemples Applications réelles

2 Problème de tournée des véhicules

Contexte Variantes Pourquoi utiliser une résolution approchée?

3 Première résolution

L'algorithme de Clarke & Wright Résultat Insuffisance de l'algorithme

Amélioration

Le 2-opt Résultats avec 2-opt Complexité des algorithmes Limite de l'algorithme? Qu'est ce que l'optimisation des transports?

Définition de l'optimisation des transports

Quelques exemples

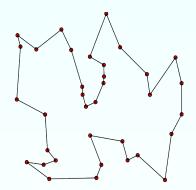
Quelques problèmes d'optimisation

Première résolution

Quelques exemples

Quelques problèmes d'optimisation

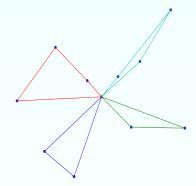
— Le voyageur de commerce



000

Quelques problèmes d'optimisation

- Le voyageur de commerce
- Tournée des véhicules



Applications réelles

Transport optimal

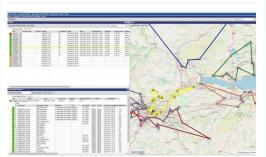
000

INTERNATIONAL

Ontex s'équipe de la solution d'optimisation du transport de **Descartes**

16.10.2018 • 11h00 | par Emilien VILLEROY



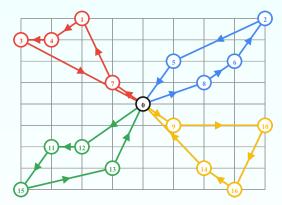


Fournisseur mondial de produits d'hygiène corporelle jetables, Ontex utilise désormais la solution Route Planner de l'éditeur Descartes pour optimiser ses tournées au Royaume-Uni.

Contexte

Transport optimal

Dans ce type de problèmes, il s'agit de minimiser le coût total (en distance par exemple) de la tournée de tous les véhicules, ayant pour objectif de livrer un nombre défini de clients.



Transport optimal

Différentes variantes du problème de tournée des véhicules

— Classique (VRP)

Transport optimal

Différentes variantes du problème de tournée des véhicules

- Classique (VRP)
- Contrainte de capacité (CVRP)

Transport optimal

Différentes variantes du problème de tournée des véhicules

- Classique (VRP)
- Contrainte de capacité (CVRP)
- Dépôts multiples (MDVRP)

Transport optimal

Différentes variantes du problème de tournée des véhicules

- Classique (VRP)
- Contrainte de capacité (CVRP)
- Dépôts multiples (MDVRP)
- Retours des colis (VRPPD et VRPB)

0

Transport optimal

Différentes variantes du problème de tournée des véhicules

- Classique (VRP)
- Contrainte de capacité (CVRP)
- Dépôts multiples (MDVRP)
- Retours des colis (VRPPD et VRPB)
- . . .

On s'est intéressé à la version classique afin de s'approprier au mieux le problème.

Pourquoi utiliser une résolution approchée?

ŏ

Deux choix pour le premier camion pour chaque client : "OUI" ou "NON"

Pourquoi utiliser une résolution approchée?

Transport optimal

Deux choix pour le premier camion pour chaque client : "OUI" ou "NON" 2ⁿ possibilités

Deux choix pour le premier camion pour chaque client : "OUI" ou "NON"

2ⁿ possibilités

Le sens importe peu :

 2^{n-1} possibilités

Pourquoi utiliser une résolution approchée?

Transport optimal

Deux choix pour le premier camion pour chaque client : "OUI" ou "NON"

2ⁿ possibilités

Le sens importe peu :

$$2^{n-1}$$
 possibilités

Pour tous les trajets, il existe au moins 2^{n-1} possibilités :

Amélioration

Deux choix pour le premier camion pour chaque client : "OUI" ou "NON"

2ⁿ possibilités

Le sens importe peu :

 2^{n-1} possibilités

Pour tous les trajets, il existe au moins 2^{n-1} possibilités :

complexité exponentiel

- Un point D de coordonnées (0,0) : le dépot

- Un point D de coordonnées (0,0) : le dépot
- Une famille de points $(i_1,...,i_n) \in ([-100,100]^2)^n$ pour un certain $n \in [2, +\infty[$ représentant les clients

- Un point D de coordonnées (0,0) : le dépot
- Une famille de points $(i_1,...,i_n) \in ([-100,100]^2)^n$ pour un certain $n \in [2, +\infty[$ représentant les clients
- Une fonction d qui calcule la distance entre deux points.

Données

- Un point D de coordonnées (0,0) : le dépot
- Une famille de points $(i_1,...,i_n) \in ([-100,100]^2)^n$ pour un certain $n \in [2,+\infty[$ représentant les clients
- Une fonction *d* qui calcule la distance entre deux points.

Remarque : Dans cette méthode de résolution, le nombre de véhicules n'est pas fixé. C'est l'algorithme qui décide du nombre optimal de véhicules à utiliser.



Definition (Fonction gain)

Fonction s : calcule le gain après raccord de deux routes.

Pour deux points i et j, s calcule la différence de distance entre le chemin

$$D-i-D+D-j-D$$
 qui vaut $2d(D,i)+2d(j,D)$ au chemin

$$D-i-j-D$$
 de distance $d(D,i)+d(i,j)+d(j,D)$

$$s(i,j) = 2d(D,i) + 2d(j,D) - [d(D,i) + d(i,j) + d(j,D)]$$

$$s(i,j) = d(D,i) + d(j,D) - d(i,j)$$

Première résolution

L'algorithme de Clarke & Wright

Definition (Fonction gain)

Fonction s : calcule le gain après raccord de deux routes.

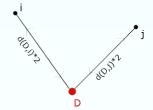
Pour deux points i et j, s calcule la différence de distance entre le chemin

$$D-i-D+D-j-D$$
 qui vaut $2d(D,i)+2d(j,D)$ au chemin

$$D-i-j-D$$
 de distance $d(D,i)+d(i,j)+d(j,D)$

$$s(i,j) = 2d(D,i) + 2d(j,D) - [d(D,i) + d(i,j) + d(j,D)]$$

$$s(i,j) = d(D,i) + d(j,D) - d(i,j)$$



Definition (Fonction gain)

Fonction s : calcule le gain après raccord de deux routes.

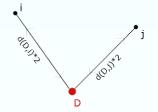
Pour deux points i et j, s calcule la différence de distance entre le chemin

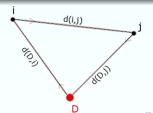
$$D-i-D+D-j-D$$
 qui vaut $2d(D,i)+2d(j,D)$ au chemin

$$D-i-j-D$$
 de distance $d(D,i)+d(i,j)+d(j,D)$

$$s(i,j) = 2d(D,i) + 2d(j,D) - [d(D,i) + d(i,j) + d(j,D)]$$

$$s(i,j) = d(D,i) + d(j,D) - d(i,j)$$





L'algorithme comporte deux étapes majeures

— Étape 1 : Calcul des bénéfices Calcul la liste des bénéfices s_{ij} pour $i,j \in [1,n]$ et tri de cette liste

```
of savings(DEPOT=DEPOT, CLIENTS=CLIENTS):
   list savings = []
   client_savings = []
   teno = []
   temp2 = []
   for i in range(0, len(CLIENTS)-1):
       for j in range(i+1, len(CLIENTS)):
           temp.append((round(distance)
               CLIENTS[i], DEPOT)+distance(CLIENTS[j], DEPOT)-distance(CLIENTS[i], CLIENTS[j]), 2)))
           temp2.append((i+1, j+1))
       list_savings.append(temp)
       client savings.append(temp2)
       teno = []
       teno2 = []
   return (list_savings, client_savings)
  create routes(DEPOT=DEPOT, CLIENTS=CLIENTS):
   for i in range(len(CLIBNTS)):
       list_route.append([0, i+1, 0])
   return list_route
 of joindre_tableaux(res=savings()):
ef order_list(x=joindre_tableaux()):
   list_savings = x[0]
   client_savings = x[1]
   for i in range(len(list_savings)):
       for j in range(i, len(list_savings)):
           if list_savings[j] > list_savings[i]:
               (list_savings[i], list_savings[j]) = (
                   list_savings[j], list_savings[i])
               (client_savings[i], client_savings[i]) = [
                   client_savings[i], client_savings[i])
   return (list_savings, client_savings)
```

L'algorithme comporte deux étapes majeures

- Étape 1 : Calcul des bénéfices Calcul la liste des bénéfices s_{ij} pour $i,j \in [\![1,n]\!]$ et tri de cette liste
- Etape 2 : Fusion des routes
 Fusion des routes si celles-ci peuvent l'être, dans l'ordre donné par la liste précédente

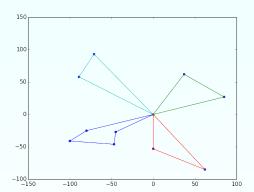


Figure – Solution satisfaisante d'un problème

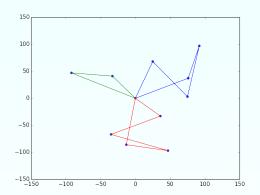


Figure – Résultat non satisfaisant pour 10 clients



Première résolution

0

Insuffisance de l'algorithme

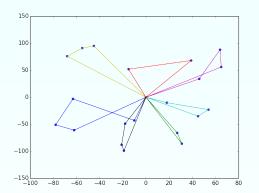
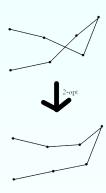


Figure - Résultat non satisfaisant pour 20 clients

Le 2-opt

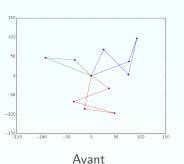


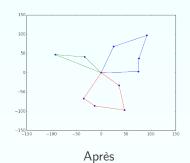
Principe du 2-opt Suppression des liaisons sécantes

Vue générale de l'algorithme

Résultats avec 2-opt

10 clients

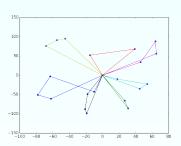




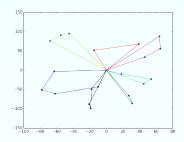


Résultats avec 2-opt

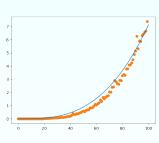
20 clients



Distance: 1442km Avant



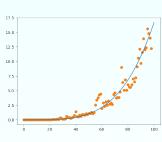
Distance: 1403km Après



Sans 2-opt

 $f(x) = x^3/14000$

Avec 2-opt



$$f(x) = x^4/6000000$$

Mauvaise résolution pour les points suivants :

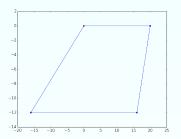
$$i_1 = (20,0), i_2 = (-16,-12), i_3 = (16,-12)$$

Limite de l'algotithme?

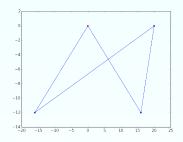
Transport optimal

Mauvaise résolution pour les points suivants :

$$i_1 = (20,0), i_2 = (-16,-12), i_3 = (16,-12)$$



Distance: 85km Avant 2-opt



Première résolution

Distance: 91km Après 2-opt