Une approche hybride pour la planification des opérations de maintenance du réseau de transport d'électricité

Mirsad Buljubasic, Michel Vasquez

Euromov Digital Health in Motion, Univ. Montpellier, IMT Mines Alès, France

mirsad.buljubasic7@gmail.com, michel.vasquez@mines-ales.fr

Mots-clés : *programmation linéaire, recherche locale.*

1 Introduction

L'algorithme présenté dans cet article a été conçu dans le cadre du challenge ROADEF/EURO 2020 proposé par la société de transport d'électricité RTE [1]. Notre approche combine la programmation linéaire en nombres entiers et la recherche locale.

2 Description succincte du problème

Il s'agit de planifier, sur un horizon H, un ensemble d'interventions $i \in I$ qui durent $\Delta_{i,t}$ jours (t date de début de i). Cette planification est soumise à un ensemble de contraintes : toute intervention doit se dérouler dans H, limitation de ressources (l'intervention i commençant en t' consomme $r_{i,t'}^{c,t}$ ressource c le jour t) ainsi que des contraintes d'exclusion entre certaines interventions. Chaque jour j plusieurs scénarios s de risque ont été évalués et une valeur $risk_{i,t}^{s,j}$ est associée à chaque intervention i débutant le jour t. L'objectif est de minimiser une somme pondérée de la moyenne des risques et d'un excès (défini à partir de la notion de *quantile*) par rapport à cette moyenne. Le critère à minimiser n'est pas convexe, cela rend le problème difficile à résoudre. Une description plus détaillée du problème est disponible à l'adresse : `https://github.com/rte-france/challenge-roadef-2020/raw/master/Challenge_Subject.pdf`.

3 Minimisation de la moyenne des risques (`MIP_mean`)

`MIP_mean` est la procédure qui appelle le *solver MIP* `Gurobi` sur le modèle suivant (qui ne prend pas en compte la composante excès de l'objectif). Seules les variables $x_{i,t}$ telles que $t + \Delta_{i,t} - 1 \leq T$ son définies : $x_{i,t} = 1$ si l'intervention i commence en $t, 0$ sinon.

$$\text{Objectif : Minimiser } \sum_{i \in I} \sum_{t \in H} c_{i,j} \times x_{i,t} \qquad \text{sous les contraintes :} \tag{1}$$

$$\forall i \in I \qquad \sum_{t \in H} x_{i,t} = 1 \tag{2}$$

$$\forall c \in C \;\; \forall t \in H \qquad l_t^c \leq \sum_{i \in I, t' \in H} x_{i,t'} \times r_{i,t'}^{c,t} \leq u_t^c \tag{3}$$

$$\forall (i_1, i_2, t) \in Exc \qquad \sum_{t' \in H, t' \leq t < t' + \Delta_{i_1,t'}} x_{i_1,t'} + \sum_{t' \in H, t' \leq t < t' + \Delta_{i_2,t'}} x_{i_2,t'} \leq 1 \tag{4}$$

La valeur $c_{i,t}$ correspond à la moyenne pré-calculée des risques induits par les interventions i programmées le jour t :

$$c_{i,t} = \frac{1}{T} \sum_{j \in H, t \leq j < t + \Delta_{i,t}} \frac{1}{|S_j|} \sum_{s \in S_j} risk_{i,t}^{s,j} \tag{5}$$

Les équations (2), (3) and (4) garantissent que chaque intervention est planifiée, que les quantités de ressources consommées ne dépassent pas les limites imposées et que les contraintes d'exclusion sont respectées.

4 Recherche locale (`RL`)

Cette phase a pour objectif d'améliorer les solutions X produites par à partir du modèle présenté dans la section précédente (*l'explication du pluriel est donnée dans la section suivante*). Nous explorons, à partir de X un espace de recherche défini par des $shifts$ (changement de la date t de planification d'une intervention i) et des *swaps* (échange des dates de départ de deux interventions). Une fois sur 1000 (*pour donner un ordre d'idée*) un mouvement dégradant l'objectif est accepté.

5 Génération de points de départ pour la `RL`

Afin de générer des points X plus réalistes vis-à-vis de l'excès de risque, nous modifions –après chaque appel à `MIP_mean`– le calcul des coefficients de l'objectif en introduisant des pénalités pour chaque couples (scénario,jour) = (s, j). Ces pénalités sont proportionnelles à la différence entre la moyenne du risque et le quantile (si ce dernier est supérieur à la moyenne) c'est à dire l'excès. Plus précisément, nous mettons à jour, par une une combinaison convexe de la moyenne –calculée au cours de ce processus itératif– de ces pénalités, le coefficient initialement égal $\frac{1}{|S_j|}$ dans l'équation 5.

6 Résultats sur les instances B, C et X du challenge

Le comportement de notre algorithme est identique sur les instances B, C et X. Nous avons obtenu les meilleures valeurs sur les instances X dont nous ne disposions pas durant le challenge.

	dataset B			dataset C			dataset X		
Inst	avg	best	challenge	avg	best	challenge	avg	best	challenge
1	3986.20	3986.20	3986.20	8515.90	8515.90	8515.90	4013.87	4010.157	4011.37
2	4297.30	4296.71	4301.70	3541.56	3539.52	3539.80	32230.59	32226.26	32228.63
3	35281.70	35279.48	35277.22	33513.48	33510.84	33511.7	8107.04	8097.43	8102.58
4	34826.75	34824.81	34826.94	37586.90	37585.66	37585.73	11304.64	11296.17	11303.4
5	2396.19	2395.65	2397.09	3166.23	3165.78	3166.18	22849.08	22838.79	22837.42
6	4284.81	4283.11	4284.67	8398.15	8394.28	8394.48	47033.59	47031.67	47032.16
7	7537.77	7533.87	7555.95	6083.04	6083.04	6083.04	13221.52	13221.20	13221.35
8	7435.72	7435.72	7435.72	11157.13	11152.16	11155.64	13716.49	13697.25	13707.28
9	7491.79	7491.75	7491.75	5600.29	5593.97	5585.65	20192.72	20169.01	20180.45
10	10567.19	10556.96	10633.01	43341.90	43339.81	43341.83	17282.06	17261.57	17267.81
11	3625.68	3622.72	3626.03	5749.95	5749.95	5749.95	39117.77	39114.51	39115.26
12	37598.89	37594.68	37601.38	12719.09	12710.17	12718.79	47549.68	47449.63	47441.36
13	5024.49	5024.49	5024.49	42488.21	42484.98	42484.56	15784.91	15780.77	15784.16
14	11896.02	11890.30	11901.76	26462.42	26444.07	26457.11	79421.32	79412.93	79416.86
15	22562.95	22562.14	22563.53	39760.69	39757.34	39757.54	45491.84	45417.93	45422.28

Résultats obtenus avec 40 exécutions : 30 limitées à 15 minutes cpu et 10 à 90 minutes cpu.

Au regard de ces expérimentations, notre approche s'avère relativement robuste.

Références

[1] Pascal Tournebise, Manuel Ruiz, and Patrick Panciatici. Roadef challenge rte : Grid operation-based outage maintenance planning. *https://www.euro-online.org/media_site/reports/Challenge_Subject%20ROADEF.pdf*, 2020.