



2024/25

Réalisé par: Aymen IMAD et Benjamin NIVON-
RICHARD

Première étude de cas

Toolbox Recherche Opérationnelle et Aide à la Décision

Table de Matière

1	Introduction	3
1.1	Enjeux et objectif du problème	3
1.2	Approches de résolution	3
2	Optimisation du modèle	4
2.1	Données et Objectif	4
2.2	variables du modèle	5
2.3	variables de decision	5
2.4	Fonction objectif.	6
2.5	Contraines du modèle	6
2.6	résultats de l'optimisation XPRESS	7
3	Simulation du modèle	8
3.1	Simulation sans aléas	8
3.1.1	resultats de la simulation	9
3.2	Simulation avec aléas	10
4	Etude de cas - amélioration de robustesse	11
4.1	Marge de temps	11
4.2	Prediction de retard	13
4.3	Augmentation de la capacité	15
4.4	Autres approches	17
5	Conclusion	20

1 Introduction

1.1 Enjeux et objectif du problème

En logistique, plusieurs problèmes surgissent, celles-ci incluent l'optimisation des coûts, la gestion des capacités, le respect des délais et la résilience aux aléas. La logistique vise également à organiser efficacement le flux de marchandises pour minimiser les coûts tout en maximisant la qualité du service. Cela implique de gérer les ressources de transport, les stocks, les entrepôts et les délais de livraison, tout en s'adaptant aux imprévus comme les retards, les pannes ou les variations de la demande. La robustesse d'un système logistique est essentielle pour absorber les perturbations et assurer la continuité des opérations.

Dans le contexte de cette étude de cas, ces enjeux se traduisent par la nécessité de transporter des containers depuis une usine jusqu'à un port en utilisant les plateformes logistiques de l'entreprise. Les principaux défis consistent à minimiser les coûts de transport tout en respectant les contraintes de capacité et les délais stricts de livraison. Les aléas liés aux temps de transport doivent également être pris en compte, en modélisant les retards potentiels pour évaluer la robustesse du planning. L'objectif est de trouver un plan de transport optimal qui puisse s'adapter aux perturbations, tout en garantissant que les containers arrivent au port à temps pour l'expédition.

1.2 Approches de résolution

En première approche, on modélisera le problème de transport afin de minimiser les coûts tout en respectant les contraintes de capacité et de délai. Il faut établir un planning optimal pour transporter les containers de l'usine au port en utilisant les plateformes logistiques disponibles, en tenant compte des coûts fixes et proportionnels associés à chaque ressource. Le modèle d'optimisation vise à planifier les transferts de manière à ce que l'ensemble des containers soit livré avant la date limite fixée.

Ensuite, une simulation du planning de transport est nécessaire pour valider sa faisabilité. Le modèle de simulation permet de représenter le réseau logistique et d'évaluer les performances du planning en termes de coût total et du nombre de containers transportés sur les différentes périodes. Cette étape permet de s'assurer que le planning proposé est réalisable en pratique, compte tenu des capacités et des délais.

Afin de rendre le modèle plus réaliste, il est essentiel d'intégrer les aléas dans les temps de transport, qui peuvent influencer la ponctualité des livraisons. Ces aléas sont modélisés à l'aide d'une loi triangulaire pour représenter les variations possibles autour du temps de transport prévu. En prenant en compte les retards ou avances éventuels, le modèle de simulation permet d'évaluer les effets des perturbations sur le planning initial.

Enfin, il convient d'améliorer la robustesse du planning face aux aléas identifiés. Cela peut impliquer l'ajout de marges de sécurité dans les délais, la replanification des transferts pour inclure des capacités supplémentaires, ou la mise en place de stratégies de gestion pour les

containers arrivés en retard.

2 Optimisation du modèle

2.1 Données et Objectif

Nous développerons ensuite un modèle visant à optimiser le transport de **C = 150 conteneurs**. Ce modèle aura pour objectif de minimiser les coûts de transport tout en respectant la contrainte de délai strictement fixée à **D = 20** demi-journées, correspondant à la matinée du 11 jour. Cette approche permettra de garantir que les conteneurs atteignent leur destination dans les délais impartis, tout en assurant une gestion économique des ressources de transport.

On a les données suivantes relatives aux ressources:

(Nœud 1 = Usine, Nœuds 2 à 7 = Plateforme, Nœud 8 = Port)

N°	Capacité	Cout Fixe	Cout Proportionnel	Temps (en demi-journée)	Cadence (en demi-journée)	Nœud Entrée	Nœud Sortie
1	30	400	50	2	2	1	2
2	20	600	70	1	4	1	3
3	40	200	20	1	4	2	3
4	50	800	100	5	6	2	6
5	15	400	40	1	2	2	4
6	25	600	70	2	2	3	4
7	40	400	50	2	2	3	5
8	45	800	120	4	6	3	7
9	45	200	40	1	4	4	5
10	40	400	60	2	4	4	6
11	25	600	50	2	2	4	7
12	40	200	70	1	4	5	7
13	25	400	70	1	2	7	6
14	45	400	90	1	2	6	8
15	40	200	80	2	4	7	8

Caractéristiques des ressources considérées

On pourra modéliser les données par un graphe de flots:

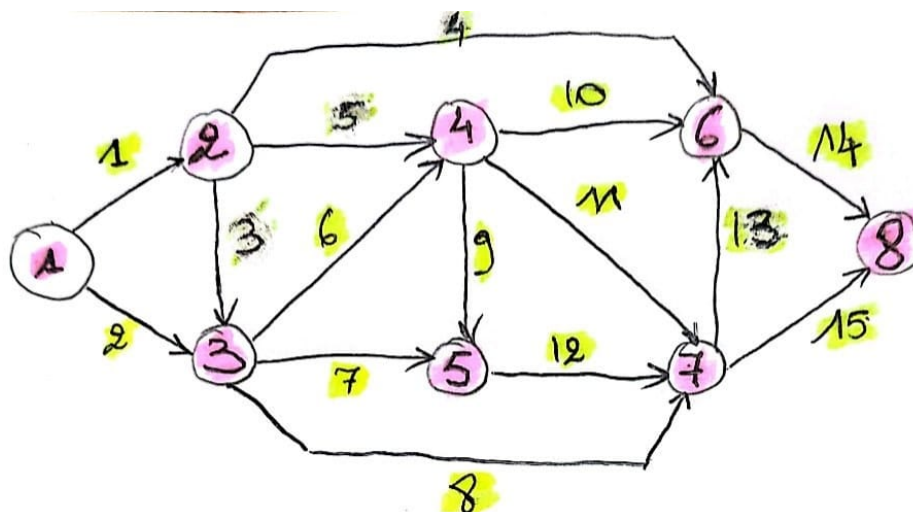


Figure 1: Graphe de flot

2.2 variables du modèle

pour modéliser le modèle mathématiquement le modèle on utilisera par la suite ces paramètres déjà données.

- $N_{periodes}$: nombre des périodes du travail.
- N_{arcs} : nombre des arcs, soit nombre des échanges effectués.
- $N_{sommets}$: nombres de plateformes, y compris l'usine et le port.
- C : quantité ou nombre de conteneurs, qui vaut 150.
- $Cd(i)$: cadence de l'arc i .
- $tm(i)$: temps de transport de la ressource dans l'arc i .
- $Cap(i)$: capacité de l'arc i .
- $C_p(i)$: coût proportionnel du transport à partir de l'arc i .
- $C_{fix}(i)$: coût fixe du transport de la ressource via l'arc i .
- $SommetSortant(i)$: sommet sortant d'un arc i
- $SommetEntrant(i)$: sommet entrant d'un arc i

2.3 variables de decision

Pour obtenir une solution optimale de transport, il est nécessaire de sélectionner les arcs à emprunter, ainsi que de déterminer la quantité de conteneurs à transporter sur chaque arc et à chaque période. Ces deux éléments – la sélection des arcs et la planification des quantités – constituent les variables décisionnelles principales de notre modèle:

- $X(i, t)$: une variable binaire qui vaut 1 si l'arc i est utilisé à la période t .
- $Q(i, t)$: une variable entière qui modélise le nombre de conteneurs à transporter via l'arc i à la période t .

En optimisant ces deux variables, le modèle vise à minimiser le coût total tout en respectant les contraintes de capacité et de délais.

2.4 Fonction objectif.

Pour concevoir une fonction objectif efficace, nous visons à minimiser le coût total de transport tout en assurant la livraison des conteneurs dans les délais impartis et en respectant les contraintes de capacité. La fonction objectif est donc formulée pour tenir compte de deux types de coûts associés à chaque arc : le coût fixe et le coût proportionnel:

$$cout_tot = \sum_{i=1}^{N_{arcs}} \left(\sum_{t=1 | mod(t, cad(i))=1}^{N_{periodes}} (X(i, t) \cdot C_{fix}(i) + Q(i, t) \cdot C_p(i)) \right)$$

avec $cout_tot$ le coût total à minimiser, Le premier terme représente le coût fixe ainsi que le deuxième terme de la somme represente le coût proportionnel

2.5 Contraines du modèle

- Tout d'abord, il est essentiel de respecter la contrainte de la capacité maximale, ainsi il faut que la quantité transportée via l'arc utilisé ne dépasse pas sa capacité:

$$\forall i \in ARCS, \forall t \in PERIODES, \quad q(i, t) \leq Cap(i) \cdot x(i, t)$$

-Ensuite, la deuxième contrainte modélise le fait que la somme de tout les conteneurs arrivant au port (noeuds 8) soient égal à C:

$$\sum_{a=1}^{N_{arc}} \left(\sum_{\substack{t=1 \\ (t \bmod Cd(a) = 1) \\ t \leq N_{periodes} - tm(a)}}^{N_{periodes}} q(a, t) \right) = C$$

$SommetSortant(a) = N_{sommet}$

- la troisième contrainte modélise le fait que la somme de tout les conteneurs de départ de l'usine (noeuds 8) soient égal à C:

$$\sum_{a=1}^{N_{arc}} \left(\sum_{\substack{t=1 \\ (t \bmod Cd(a) = 1)}}^{N_{periodes}} q(a, t) \right) = C$$

$SommetEntrant(a) = N_{sommet}$

-La dernière contrainte est que pour chaque neoud intermediaire du graphe et à chaque periode la quantité qui entre au noeud est supérieure ou égale à celle qui sorte.

$$\forall s \in \{2, \dots, 7\}, \forall t \in PERIODES,$$

$$\sum_{\substack{i \in ARCS \\ SommetEntrant(i) = s}} \sum_{\substack{t_2 = 1 \\ t_2 \bmod Cd(i) = 1}}^t q(i, t_2) \leq \sum_{\substack{i \in ARCS \\ SommetSortant(i) = s}} \sum_{\substack{t_2 = 1 \\ t_2 \bmod Cd(i) = 1 \\ t_2 \leq t - Temps(i)}}^t q(i, t_2)$$

2.6 résultats de l'optimisation XPRESS

Après avoir implémenté la modélisation sur Xpress, disponible dans le fichier **OPTIM_sans_aléas_IMAD_NIVON.mos** on obtient les résultats suivant:

Arc	Période	Quantité
1	1	30
1	3	30
1	5	30
1	9	30
1	11	30
4	7	50
4	13	40
5	5	15
5	7	15
5	11	15
5	13	15
11	11	25
11	13	10
11	15	25
14	15	45
14	19	45
15	13	25
15	17	35

Table 1: Tableau des arcs, périodes et quantités

On remarque d'avantage que les quantités sortantes de l'arc 1 (en rouge) sont égales à 150 et les quantités entrantes au noeuds 8 sont égales à 150.

Le coût total obtenu est de **43 000€**. Cette optimisation conduit à une création d'un graphe de flot optimal:

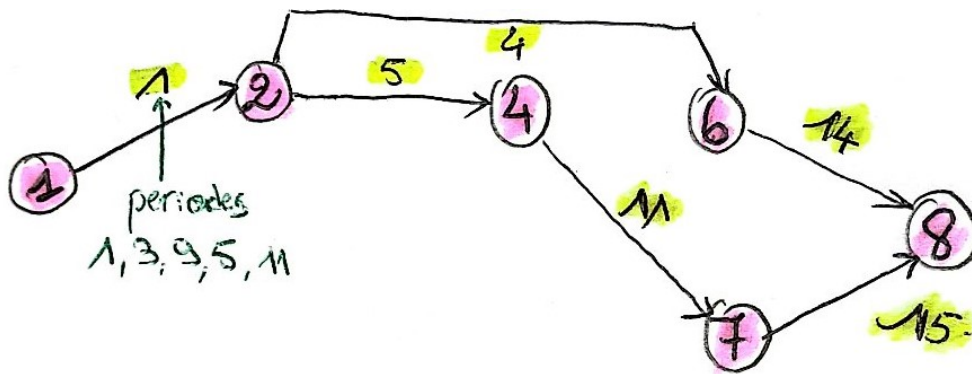


Figure 2: graphe optimisé

3 Simulation du modèle

Après avoir réalisé une optimisation du modèle via Xpress, on réalisera par la suite une simulation grâce au logiciel ARENA, un fichier ARENA: ***SIMU_sans_aléas_IMAD_NIVON.doe*** :est disponible et disposant préalablement d'une variable "Noeuds", un vecteur qui contient les quantité disponible à chaque noeuds. Une variable ARCS qui s'agit d'un tableau de 15 lignes et 7 colonnes qui contient les données relatifs à la capacité, le coût fixe, le coût proportionnel, le temps de transport, la cadence de transport, le noeuds entrée et sortie de l'arc. le modèle de simulation est comme suit:

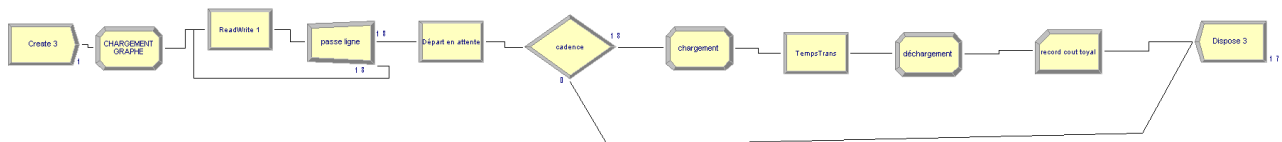


Figure 3: modèle ARENA

3.1 Simulation sans aléas

Le modèle de simulation repose sur un fichier texte préalablement généré par Xpress, contenant les informations essentielles sur les arcs utilisés, les périodes précises d'utilisation, ainsi que les quantités de conteneurs transportées par chaque arc et période. Ce fichier est exploité via un bloc **ReadWrite** dans le modèle de simulation, qui lit ligne par ligne les données du fichier et attribue chaque valeur aux paramètres nécessaires : "**arc**" pour l'identifiant de l'arc utilisé, "**période**" pour le temps associé, et "**qté**" pour la quantité de conteneurs à transporter sur cet arc durant la période indiquée. Un bloc ***Separate***, nommé **passe ligne**, duplique les données lues afin que **ReadWrite** puisse continuer à lire chaque ligne successivement jusqu'à la fin du fichier.

Pour chaque transport planifié, un bloc **Delay** simule le départ de l'opération en fonction de la période lue : il applique un temps d'attente de $0.5 \times \text{période}$, où le multiplicateur 0,5 correspond à une demi-journée.

La contrainte de cadence des arcs est ensuite vérifiée à l'aide d'un bloc **Decide**, où l'on applique la condition modulaire : $\text{mod}(\text{arc}, \text{ARCS}(\text{arc}, 7)) = 1$. Cette condition garantit que chaque arc est utilisé selon la cadence spécifiée dans les données d'entrée.

L'opération de transport se poursuit avec un bloc **Assign** qui initialise la quantité à transporter ("qtéTransportée"). Elle est définie comme le minimum entre la quantité demandée, la capacité de l'arc concerné et la quantité actuellement disponible au point de départ, représenté par l'expression $\text{MN}(\text{qté}, \text{ARCS}(\text{arc}, 1))$. Ce bloc diminue la quantité disponible au nœud de départ, simule le chargement, puis applique un bloc **Delay** qui modélise le temps de transport, calculé avec la formule $\text{ARCS}(\text{arc}, 4) \times 0.5$.

Enfin, un autre bloc **Assign** enregistre la quantité transportée dans le nœud d'arrivée, et un bloc **Record** permet de comptabiliser le coût total. Ce coût est calculé en additionnant le coût fixe de l'arc et le produit de la quantité transportée par le coût proportionnel.

Ainsi, le modèle prend en compte chaque étape du processus logistique, depuis la lecture des données jusqu'à l'enregistrement des coûts associés, tout en intégrant les contraintes de cadence et les capacités des arcs.

3.1.1 resultats de la simulation

Après avoir réalisé la simulation, voici les resultats obtenus:

ARENA Simulation Results					
DELL - License: STUDENT					
Summary for Replication 1 of 1					
Project: Unnamed Project			Run execution date :11/ 6/2024		
Analyst: GRIMAUD			Model revision date:11/ 6/2024		
Replication ended at time : 10.0 Days					
Base Time Units: Days					
DISCRETE-CHANGE VARIABLES					
Identifier	Average	Half Width	Minimum	Maximum	Final Value
Qte Transportee	17.000	(Insuf)	.00000	150.00	150.00
COUNTERS					
Identifier	Count	Limit			
CoutTotal	43000	Infinite			
OUTPUTS					
Identifier	Value				
IP QTE	150.00				
IP COUT	43000.				

Figure 4: resultats sans aléas

On constate que les résultats de la simulation sont parfaitement alignés avec ceux obtenus par l’optimisation dans Xpress. En effet, le coût total calculé atteint **43 000 euros**, exactement comme dans le modèle initial, et l’ensemble des **150 conteneurs** sont transportés avec succès dans les délais. Cette cohérence confirme l’efficacité et la précision du modèle, qui parvient à respecter les contraintes de coûts et de capacité tout en assurant la livraison complète des marchandises.

3.2 Simulation avec aléas

En réalité, le modèle n’est pas si parfait, cette fois on prends en consideration les Aléas lors du temps du transport, les retards ou les avances en livraisons seront modélisé par une loi triangulaire de minimum **0.75*tempsDeTransport**, de mode **tempsDeTransport**, et de max **1.25*tempsDeTransport**, on modifie légèrement l’expression de la quantité transportée étant devenu le min entre la quantité à acheminer, la capacité et la quantité deja existante au noeuds **MN(qté, ARCS(arc,1), noeuds(ARCS(arc,6)))**,
(un fichier **SIMU_avec_aléas_IMAD_NIVON.doe** est disponible et comporte le modèle de simulation avec aléas) les resultats sont comme suit:

ARENA Simulation Results

DELL - License: STUDENT

Output Summary for 20 Replications

Project: Unnamed Project

Analyst: GRIMAUD

Run execution date :10/31/2024

Model revision date:10/31/2024

OUTPUTS

Identifier	Average	Half-width	Minimum	Maximum	# Replications
IP QTE	91.000	10.259	65.000	125.00	20
IP COUT	35357.	1155.5	32300.	40550.	20

Simulation run time: 0.05 minutes.

Simulation run complete.

Figure 5: resultat simulation ARENA avec Aléas

On remarque qu'en moyenne on perd **59 conteneurs** du aux aléas, ceci prouve que notre modèle est très sensible aux aléas. Dans ce qui suit nous donnerons des approche pour resoudre ce problème.

4 Etude de cas - amélioration de robustesse

4.1 Marge de temps

Pour améliorer la robustess du planning de transport face aux imprévus temporels, nous recommandons d'ajouter une marge de sécurité d'une demi-journée pour chaque ressource de transport. Cette approche permet d'anticiper d'éventuels retards ou incidents imprévus, offrant ainsi une meilleure flexibilité dans la gestion des plannings. Cependant, il est primordial d'assurer le respect des consignes de base: il faut choisir entre garantir le respect de l'échéance fixée au matin du 11e jour et maximiser le nombre de conteneurs transportés.

On modifie alors légèrement notre code Xpress (détail du code sur le fichier **OPTIM_marge.temps.IMAD_NIVON.mos**), en ajoutant un délai de 1 dans la contrainte de flux:

```
forall(s in 2..7) do
  forall(t in PERIODES) do
    (sum(i in ARCS | SommetEntrant(i)=s, t2 in 1..t | t2 mod Cadence(i)=1)(q(i,t2))
    <=
    sum(i in ARCS | SommetSortant(i)=s, t2 in 1..t | (t2 mod Cadence(i)=1) and (t2+1<= t-Temps(i)))(q(i,t2)))
  end-do
end-do
```

Figure 6: Enter Caption

On obtient un coût total de **44200 euros** et selon le planning suivant:

Arc	Période	Quantité
1	1	30
1	3	30
1	5	15
1	7	25
1	9	30
2	1	20
4	7	45
4	13	45
5	5	15
5	9	15
5	11	10
7	5	20
11	11	15
11	13	25
12	9	20
14	15	45
14	19	45
15	13	20
15	17	40

Table 2: planning de transport après ajout de la marge de sécurité

Ensuite, nous implémentons cette méthode dans ARENA en effectuant une légère modification dans l'assignation du chargement. Nous ajustons l'expression de la quantité transformée en $MN(qté, ARCS(arc, 1), Noeuds(ARCS(arc,6)))$ pour indiquer que, par exemple, si un conteneur est en retard, nous transporterons la quantité déjà existante dans le nœud. Cela nous permet d'obtenir les résultats suivants :

ARENA Simulation Results					
DELL - License: STUDENT					
Output Summary for 20 Replications					
Project: Unnamed Project			Run execution date :11/ 6/2024		
Analyst: GRIMAUD			Model revision date:11/ 6/2024		
OUTPUTS					
Identifier	Average	Half-width	Minimum	Maximum	# Replications
IP QTE	125.25	10.749	105.00	150.00	20
IP COUT	41752.	1063.0	39750.	44200.	20
Simulation run time: 0.03 minutes.					
Simulation run complete.					

Figure 7: resultat simulation après icorporation du modèle de marges de temps

Remarques: nous observons une amélioration significative dans le transport des conteneurs. Grâce à cette approche, la quantité transportée malgré les aléas est passée **de 91 à 125**.

un inconvénient de cette méthode est qu'elle risque d'augmenter les coûts opérationnels. En ajoutant une marge de sécurité d'une demi-journée pour chaque ressource, on allonge le temps d'utilisation des ressources de transport, ce qui peut entraîner des frais supplémentaires. Cette hausse des coûts peut ne pas être significative dans le cadre de notre analyse (puisqu'au pire des cas elle ne dépassera pas **44200 euros**). mais dans la réalité cette hausse peut être significative, surtout si des marges de sécurité sont appliquées systématiquement, même lorsqu'aucun retard n'est constaté (on investira dans des retards qui n'ont pas eu lieu)

4.2 Prediction de retard

À force de subir des retards de livraison récurrents, pouvons-nous anticiper les futurs retards ? Pour renforcer la robustesse de notre modèle, une approche possible consiste à ajuster les temps de transport des ressources de manière à les aligner avec les retards potentiels. Pour cela, grâce à un code python, on modifie le vecteur temps dans les données, et on obtient 15 nouveau vecteurs temps modifiés selon la loi triangulaire de minimum 0.75, de mode 1 et de maximum 1.25.

```
Liste 1: [1.6937462648302959, 1.006888143032715, 0.9232804952640851, 5.634467505488794, 1.0352530701250253, 2.3266634334235694, 2.107753118218414, 3.2893047338525527, 0.966342478767776]
Liste 2: [1.8717909054608546, 0.9608119212204178, 0.9681092285404289, 5.534214075406933, 0.9517519456170548, 1.7753700479118577, 1.9302534651200103, 3.931914357158468, 0.89635465135787]
Liste 3: [1.560420514418382, 0.9285101866289196, 1.0329375886574785, 3.9956130854715717, 0.996789129869538, 1.9142750032186804, 2.286028577176171, 3.884166150214002, 0.9357482185328587]
Liste 4: [1.6847122927118259, 0.9296332491664163, 0.9875405870163855, 4.673641863653488, 1.0429526893608008, 2.0505948639293266, 2.3329130833862557, 3.1642975316603232, 0.9675810364756]
Liste 5: [1.7242873677007746, 1.0563979818782916, 1.0906319812128542, 5.2463699465540845, 1.1001982233532546, 1.9967059549296773, 2.0722142682607396, 3.4797826964571175, 0.998519403861]
Liste 6: [2.2224305215972215, 1.065078516270838, 0.9239273228975426, 4.7509435119472325, 0.9960367816235061, 2.009009318388104, 1.9875560742245084, 4.1692441734368515, 1.05019343502671]
Liste 7: [2.086324042632969, 1.079373390108679, 0.9747089904707535, 5.74841371466503, 1.0233092243714692, 2.3767228448036555, 1.8481962462224186, 4.012070225383173, 1.030160905820856]
Liste 8: [2.365382182250405, 0.8895752187052022, 0.9747951893622773, 4.522497566548468, 0.8814359085005488, 1.793271715422228, 2.238491708113717, 3.6313009384502997, 0.9956627588212652]
Liste 9: [1.9455444050582624, 1.0208482476553247, 0.8000328764384278, 4.6057415626651075, 1.1639134244278657, 1.9971802718850142, 2.1463733452227274, 3.7733466453953413, 1.096953077676]
Liste 10: [2.3886019951553763, 0.9627349332430082, 1.1588541700293336, 5.060329078802486, 1.0912456831707513, 1.587562758107793, 1.8074525466450133, 4.5116148689156335, 0.82494184453558]
```

Figure 8: vecteurs temps

L'idée est de choisir le vecteurs temps qui modélise le mieux notre retard et améliore la robustesse de notre modèle.

On choisit alors le vecteur: [2.365382182250405, 0.8895752187052022, 0.9747951893622773, 4.522497566548468, 0.8814359085005488, 1.793271715422228, 2.238491708113717, 3.6313009384502997, 0.9956627588212652, 1.8442267151165106, 2.0988341817465126, 1.0871795328727019, 1.0253475944017436, 1.0930394121184626, 2.0117482461817713] et on le remplace dans les données temps sur Xpress. On obtient un coût total de **45800 euros**. un planning de transport comme suit:

Arc	Période	Quantité
1	1	30
1	3	30
1	5	30
2	1	20
2	5	20
2	9	20
4	7	50
5	7	10
5	9	15
5	11	15
7	3	20
8	13	40
10	13	40
12	9	20
14	15	45
14	17	45
15	13	20
15	17	40

On simule les resultats sur ARENA et on obtient les resultats suivant:

<p>ARENA Simulation Results DELL - License: STUDENT</p> <p>Output Summary for 20 Replications</p> <p>Project: Unnamed Project Analyst: GRIMAUD</p> <p>Run execution date :11/ 6/2024 Model revision date:11/ 6/2024</p>					
<p>OUTPUTS</p>					
Identifiant	Average	Half-width	Minimum	Maximum	# Replications
IP QTE	128.00	9.5552	110.00	150.00	20
IP COUT	44040.	764.41	42600.	45800.	20
<p>Simulation run time: 0.07 minutes. Simulation run complete.</p>					

Figure 9: Resultats simulation ARENA des predictions

Remarques: Cette stratégie donne également de bons résultats, avec en moyenne seulement 22 conteneurs non livrés. Cependant, elle nécessite un traitement de données approfondi et un historique détaillé des retards pour être efficace. Elle présente également beaucoup de limites et d'inconvénient, notamment:

-En ajustant les temps de transport en fonction de retards potentiels, on introduit une variabilité supplémentaire dans le modèle. Cette approche repose sur une estimation des retards, qui peut être imprécise et ne pas refléter les conditions réelles, surtout si les causes de retard

sont irrégulières.

-Adapter les temps de transport pour chaque ressource en fonction des retards prévus peut être complexe à gérer en pratique. Cela nécessite un suivi continu des performances de chaque ressource, ainsi que des ajustements constants, ce qui peut compliquer la planification opérationnelle.

- L'ajustement fréquent des temps de transport pourrait nécessiter davantage de ressources pour assurer la flexibilité (comme des véhicules ou du personnel supplémentaires en cas d'imprévu). Cela peut entraîner des coûts plus élevés (notamment ici un coût total de **45800 euros**) pour anticiper ces retards.

-Dans certains cas, aligner les temps de transport sur les retards peut renforcer une dynamique de retards répétés. Par exemple, si un retard anticipé est intégré systématiquement, cela peut affecter le calendrier global et engendrer des retards sur d'autres étapes, voire d'autres chaînes logistiques.

4.3 Augmentation de la capacité

Une deuxième approche est celle d'augmenter la capacité des arcs. Tout d'abord, Il est essentiel de considérer cet aspect : bien que cette approche semble un peu irrealiste (il est très absurde d'augmenter les capacités d'un coût) et les données de l'énoncé ne le permettent pas directement, il nous semble pertinent d'examiner l'impact de cette approche sur les aléas sur notre modèle.

On augmente tout les les capacité de 20 dans le fichier Xpress et on obtient un coût total de **39200 euros**. On incorpore le planning de transport mais cette fois dans un modèle de simulation ARENA légèrement modifié (modèle disponible sur le fichier **SIMU_capacite_IMAD_NIVON.doe**).

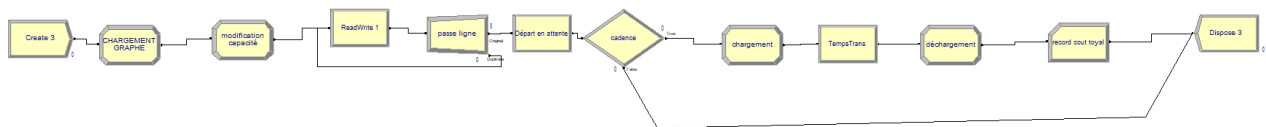


Figure 10: modèle de simulation modifié

Le bloc Assign "modification capacité" sert à modifier les capacités dans la variable ARCS en ajoutant 20 à toutes les capacités. Et on obtient, le resultat suivant avec ARENA:

ARENA Simulation Results
DELL - License: STUDENT

Output Summary for 20 Replications

Project: Unnamed Project
Analyst: GRIMAUD

Run execution date :11/ 6/2024
Model revision date:11/ 6/2024

OUTPUTS					
Identifiant	Average	Half-width	Minimum	Maximum	# Replications
IP QTE	113.75	5.4152	105.00	145.00	20
IP COUT	34252.	717.02	32450.	38350.	20

Simulation run time: 0.12 minutes.
Simulation run complete.

Figure 11: resultats simulation

Remarques : Nous observons une nette amélioration des résultats avec **113 conteneurs** livrés (au lieu de 91 dans le modèle prenant en compte les aléas), et un autre avantage notable : un coût minimal de **39 200** euros au lieu de **43 000** euros. Cependant, cette stratégie est difficile à mettre en œuvre dans la réalité, car elle nécessite l'augmentation simultanée de toutes les capacités, ce qui pourrait engendrer des coûts élevés.

Approche analogue: Au lieu d'augmenter toutes les capacités simultanément, on pourrait ajuster l'homogénéité des capacités des arcs. Autrement dit, si la capacité d'un arc est augmentée, celle d'un autre doit être réduite en conséquence. Ces relations interdépendantes formeront des contraintes dans notre modèle modifié, qui aboutira à une légère adaptation du modèle mathématique :

- On rend tout d'abord la variable **Capa(i)** une variable de décision du modèle
- On ajoute deux nouvelles contraintes:

$$\sum_{i=1}^{NBARCS} Capa(i) = 500$$

et pour tout $i \in ARCS$,

$$Capa(i) \leq 60$$

Cependant il est impossible de parourir davantage cette méthode du fait que l'une des contraintes essentielles:

$$q(i, t) \leq Cap(i) \cdot x(i, t)$$

rend le problème non linéaire et donc cette méthode est impossible à être implémentée sur Xpress.

4.4 Autres approches

-Diminution de la cadence: La méthode de diminution de cadence vise à adapter la fréquence d'utilisation des arcs pour mieux gérer les aléas, tels que les retards ou avances de livraison. En réduisant la cadence lorsqu'un arc est proche de sa capacité maximale, on prévient les risques de surcharge liés aux imprévus. Cela permet de maintenir un flux stable malgré les variations dans le transport, en ajustant dynamiquement l'utilisation des arcs selon les besoins et la disponibilité, ce qui améliore la robustesse du réseau face aux perturbations.

Nous avons essayé de voir l'impact de cette stratégie plus en détail en modifiant légèrement le code XPRESS **OPTIM_sans_aleas_IMAD_NIVON.mos** en diminuant 1 la cadence de chaque arc si celle-ci est supérieure strictement à 2.

```
forall(i in ARCS) do
  if (Cadence(i) > 2) then
    Cadence(i) := Cadence(i) - 1
  end-if
end-do
```

Figure 12: code Xpress pour modifier la cadence

On obtient un coût total comme le modèle sans aléas soit **43 000 euros** suivant le planning de transport suivant:

Arc	Période	Quantité
1	1	30
1	3	30
1	5	30
1	7	30
1	9	30
4	6	50
4	11	50
5	3	5
5	7	15
5	9	15
5	11	15
11	11	25
11	13	25
14	11	10
14	17	45
14	19	45
15	13	12
15	16	38

On essaye de faire une simulation avec ARENA un fichier **SIMU_cadence_IMAD_NIVON.doe** est disponible comportant une version modifiée du modèle de simulation:

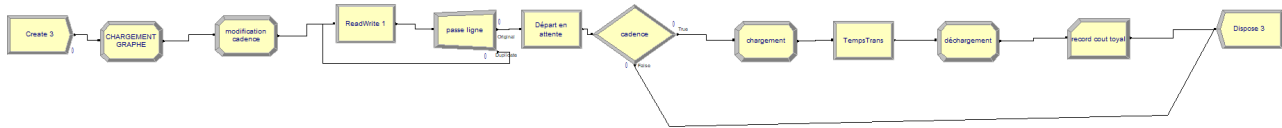


Figure 13: Modèle simulation modifié

Un bloc assign nommé **Modification Cadence** qui retranche 1 de toutes les capacités qui sont supérieures strictement de 2. On obtient les resultats suivant:

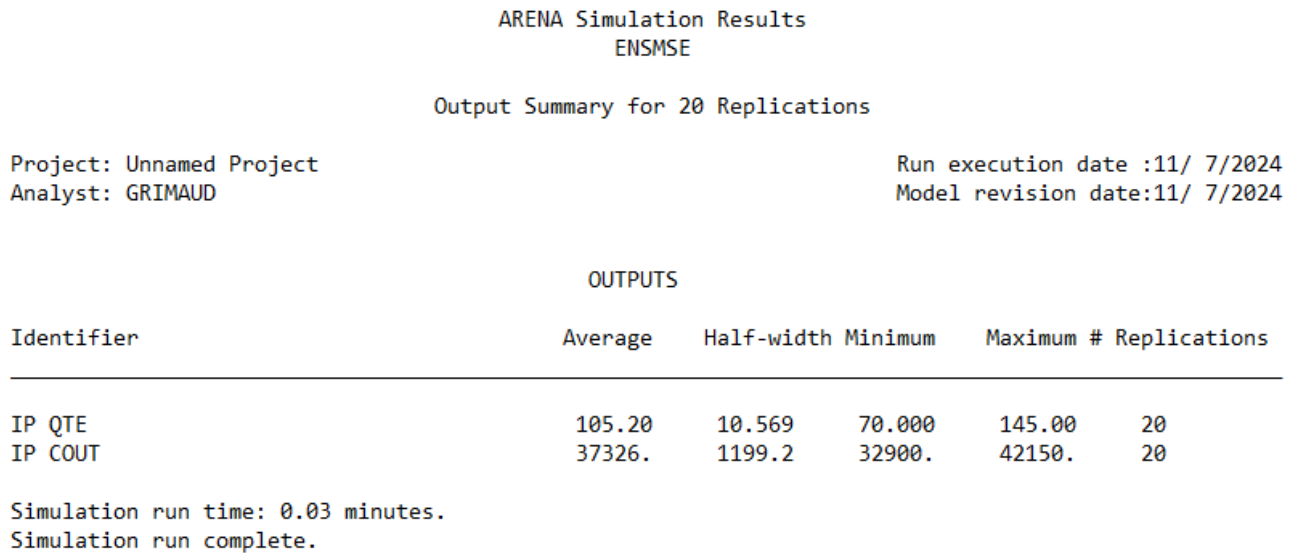


Figure 14: resultats simulation avec les cadences modifiés

Cette stratégie donne de bons résultats par rapport au modèle incluant les aléas, avec une moyenne d'environ **105 conteneurs** transportés correctement. Cependant, comparée aux autres approches examinées précédemment, elle n'est pas la plus optimale.

Inconvénients et limitation: Cette approche, bien qu'elle donne d'assez bon resultats, elle peut comporter quelques inconvénient, notamment la réduction de la cadence peut entraîner des intervalles plus longs entre les opérations de transport, ce qui peut provoquer des retards dans la livraison globale des conteneurs, surtout si plusieurs arcs sont proches de leur capacité maximale.

Un autre inconvénient est celui des coût indirect. Bien que le coût direct puisse rester le même, la réduction de cadence peut entraîner des coûts opérationnels indirects, comme la nécessité de recourir à des ressources supplémentaires pour pallier les retards cumulés.

Une autre Stratégie est:

- **Occupaton de la majorité des arcs:** Pour éviter la surcharge des arcs dans notre modèle, nous avons mis en place une méthode de gestion de l'occupation des arcs basée sur un seuil d'utilisation. Cette approche consiste à surveiller le taux d'occupation de chaque arc et à

imposer une contrainte qui incite à changer d'arc lorsque l'occupation dépasse un certain pourcentage. Concrètement, dès qu'un arc atteint un seuil prédéfini d'occupation — dans nos simulations, 80%, 85%, 90%, et 95% — le flux est redirigé vers un autre arc disponible, réduisant ainsi les risques de congestion.

-*Inconvénients et limitation:* Elle nécessite une surveillance constante des taux d'occupation, ce qui peut compliquer la planification et exiger des ressources supplémentaires en termes de calcul et de suivi des données en temps réel.

-Rediriger le flux vers d'autres arcs dès qu'un seuil est atteint peut provoquer une fragmentation du transport, obligeant à utiliser davantage d'arcs et entraînant potentiellement des coûts logistiques supplémentaires, comme des frais fixes pour chaque arc utilisé. De plus, dans certaines situations, cette stratégie pourrait manquer de flexibilité face à des imprévus : si tous les arcs alternatifs sont également proches de leur seuil, le modèle risque de se retrouver sans solution efficace pour distribuer le flux.

-Cette méthode suppose une disponibilité constante des arcs alternatifs, une hypothèse qui peut être irréaliste dans un réseau contraint, où la capacité est limitée et les arcs disponibles peuvent être utilisés par d'autres opérations. En conséquence, bien que cette approche réduise les risques de surcharge, elle peut aussi augmenter les coûts et complexifier la gestion du réseau.

5 Conclusion

En conclusion, notre étude a permis de développer et d'optimiser un modèle de transport pour répondre aux défis logistiques, en tenant compte des contraintes de capacité, des coûts et des aléas. Après avoir testé différentes approches, notamment l'ajout de marges de sécurité, la prédiction des retards, la réduction de cadence et l'augmentation de la capacité des arcs, nous avons constaté que chaque méthode présente des avantages et des limites selon le contexte et les ressources disponibles. L'intégration de stratégies de gestion des aléas a permis de réduire significativement les pertes de conteneurs, passant d'une perte initiale de 59 conteneurs à environ 22 dans les scénarios les plus robustes.

Cependant, certaines solutions restent coûteuses ou complexes à mettre en œuvre dans la réalité. Néanmoins, l'ensemble de ces approches démontre l'importance de la flexibilité et de l'adaptabilité dans les systèmes logistiques pour faire face aux imprévus. Ce rapport propose ainsi des pistes pour renforcer la résilience d'un réseau de transport, tout en optimisant les ressources et en réduisant les risques liés aux aléas.