13ème Conférence Francophone de Modélisation, Optimisation et Simulation- MOSIM'20 – 12 au 14 novembre 2020 - Agadir – Maroc «Nouvelles avancées et défis pour des industries durables et avisées»

EXPLORATION DE DONNEES DE PLANIFICATION POUR LA MODELISATION DES INCERTITUDES DUES A L'HORIZON GLISSANT

Walid Khellaf, Jacques Lamothe

Université de Toulouse, Centre Genie Industriel IMT Mines Albi, Albi, France
Walid.khellaf@mines-albi.fr, Jacques.lamothe@mines-albi.fr

Romain Guillaume

Université de Toulouse, IRIT, Université de jean jaures, Toulouse, France
Romain.guillaume@irit.fr

RESUME : Dans une chaine logistique, la planification tactique à horizon glissant est utilisée pour synchroniser la production et la distribution. Ainsi, un acteur qui reçoit des planifications de ses partenaires (clients ou fournisseurs) peut chercher à étudier leur incertitude en analysant les variations de celles reçues dans le passé. Cet article propose un processus de modélisation d'incertitudes en utilisant des méthodes d'analyse des données massives (classification non supervisé) pour identifier les horizons de re-planification ayant des niveaux de variation similaire, puis estimer l'incertitude sur ces groupes d'horizons. La méthode proposée est appliquée à un cas pratique industriel, nous discutons les résultats obtenus qui mette en avant des comportements spécifiques des décideurs.

MOTS-CLES : *Planification tactique, Horizon glissant, Incertitudes, Analyse des données massives.*

1 INTRODUCTION

Dans une chaîne logistique de partenaires indépendants, la synchronisation des plans directeurs de production (PDP) et de distribution est obtenue par un processus DRP (Martin, 1996). Dans ce processus, les partenaires s'échangent des plans à horizon glissant révisés périodiquement en fonction des variations des plans reçus des partenaires, ou de perturbations internes à court terme tels que changement dans les demande client, des pannes machines, non qualités, absentéisme, des retards dans les dates de livraison de matière première. Ces révisons fréquentes entrainent une nervosité dans le système de planification (Steele, 1975), qui accentue l'effet bullwhip (Hau L. Lee, 1997) et engendre une perte de confiance sur la crédibilité des plans. Nous cherchons ainsi à estimer l'incertitude sur les planifications reçues.
L'instabilité, la nervosité d'un plan et les impacts sur les systèmes de planification ont été souvent étudié. (Steele, 1975) a nommé cet effet de "system-nervousness" dans les systèmes MRP. De nombreuses définitions de mesure de nervosité ont été proposées précédemment (Steele, 1975), (Jensen, 1993) et d'autres ont voulu mesurer l'imprécision (J. Vàncza, 2008) par une moyenne des différences absolues entre la quantité réalisée et les différentes re-planification. D'autres auteurs ont proposé de réduire la nervosité en prenant en compte des limitations sur les modifications entre deux re-planification (Genin, 2003), (Van Donselaar, 2000), D'autres auteurs comme (Carlos, Jun 2009) (Hassan Gharbi, 2008) explorent la coordination de la planification agrégée tactique et la planification détaillée afin d'assurer une planification robuste et réactive aux perturbations. Une autre approche est la modélisation de l'incertitude dans le processus planification ((Guillaume. R, 2013) et (B. Grabot, 2005)). Néanmoins la fuzzyfication du plan d'approvisionnement qui est l'entrée de ces approches a, est à notre connaissance peu investiguée et est souvent faite à dire d'expert.
Dans ce papier, nous proposons une méthode de fuzzysification basée sur l'étude des données historique. Des méthodes d'exploration des données permettent d'enrichir la compréhension et l'évaluation d'un plan dans un processus de planification à horizon glissant, et ainsi d'estimer l'incertitude des plans. L'approche est intrinsèque et ne s'appuie pas sur d'autres variables externes pour expliquer l'incertitude.

L'article est organisé comme suit : dans la première section nous décrivons plus en détail le problème et présentons le processus global de modélisation d'incertitude proposé. Par la suite, nous appliquons notre approche sur des données réelles d'une planification logistique et interprétons les résultats obtenus sur cette application.

2 DESCRIPTION ET FORMULATION DU PROBLEME

2.1 Planification à l'horizon glissant

L'actualisation des plans à horizon glissant peut engendrer une importante nervosité. Notre objectif est de caractériser ces écarts de quantités re-planifies, entre 2 planifications successives et/ou entre une planification et sa réalisation. Afin de limiter les effets de bord entre deux périodes, nous nous focalisons uniquement sur les données cumulées des plans.
La figure 1 montre un exemple de quantités re-planifiés sur un horizon de 6 semaines, où $Q_{i,j}$ représente la quantité cumulée de production programmée pour la

période *j* dans le plan réalisé en période *i*. Cette figure introduit aussi la notion d'horizon: l'horizon h caractérise les quantités planifiées h périodes avant leur réalisation. Ainsi la quantité $Q_{i,j}$ appartient à l'horizon (j-i). Cet article fait l'hypothèse que les incertitudes sont fonction de l'horizon car les leviers de décisions du partenaire qui transmet le plan sont aussi fonctions de l'horizon.

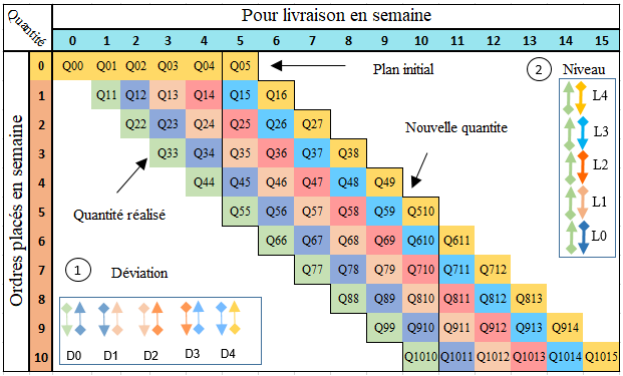


Figure 1 : Les plans de planification dans un horizon glissant (N=10,H=6)

Les notations qui seront utilisées tout au long de cet article seront les suivants :

$\boldsymbol{P}_i$: plan reçu à la période i, i∈[1..N].

$Q_{i,j}$: quantité prévu dans le plan Pi pour la période j. i∈[1..N], j∈[i..(i + H)]

H: taille maximum de l'horizon glissant

$\boldsymbol{D}_{i,h} = Q_{i,i+h} - Q_{i+1,i+h}$: écart entre l'horizon h et h-1 pour le plan i, l∈[1..H]. (Les déviation (1) da la figure 1)

$\boldsymbol{L}_{i,h} = \boldsymbol{Q}_{i,i+h} - \boldsymbol{Q}_{i+h,i+h}$: écart à l'horizon h du plan i et son réalisé, h∈[1..H]. (Les niveaux (2) da la figure 1)

Nous étudions deux types d'écart : l'un ne regardant que l'incertitude d'une étape de re- planification (D), et l'autre en intégrant toutes les étapes de re- planification jusqu'au réalisé (L).

Ainsi, les quantités des plans sont transformées sous deux formes de matrice. Une matrice des écarts entre les horizons (D) vise à capitaliser l'information sur les variations de quantité re-planifié entres 2 plans consécutifs. Une autre matrice capitalise l'information sur les variations entre les quantités re-planifiées et celle réalisées (L).

2.2 Matrice des déviations

En s'appuyant sur les travaux antérieurs portant sur les mesures de la nervosité (Jensen, 1993) , (Meixell, 2005) nous reprenons l'idée introduite par (Carlos, Jun 2009) pour mesurer la nervosité par une moyenne des différences entre les quantités planifié et ré-planifié.

Dans le premier onglet (1) de la figure (1), on considère que les plans arrivent chaque semaine. Chaque arrivée est une observation de la planification à horizon glissant. Dans chaque observation, on récupère les déviations absolues selon l'équation de (Jensen, 1993) (E1),

$$D_{Absolu}(i,h) = |D_{h,i}|; i < N \; et \; h < H \qquad (E1)$$

On obtient ainsi une matrice (Observation*Déviation) : chaque ligne i est une observation qui contient les déviations entre le plan reçu à i et celui reçu à i+1.

2.3 Matrice des niveaux

Le deuxième effet de variation est entre les quantités re-planifiée et la quantité réalisée. On peut aussi introduire une mesure absolue (E2) :

$$\boldsymbol{L}_{Absolu}(i,h) = |L_{i,h}|; \; i < N \; ; h < H \qquad (E2)$$

On obtient ainsi des matrices (Observation* Niveau). Chaque ligne est une observation et contient les écarts entre la quantité planifiée et la quantité réalisée.

2.4 Matrice de sens de variation

Cette matrice identifie les signes des déviations $\boldsymbol{D}_{ih}$ pour mesurer une augmentation A, une stabilité S ou une baisse B en s'inspirant sur les travaux de (G. Marques, 2010) dans (E5).

$$S_{ih} = \begin{cases} 1 \text{ si } D_{ij} > 0 \\ 0 \text{ si } D_{ij} = 0 \\ -1 \text{ si } D_{ij} < 0 \end{cases} \qquad (E5)$$

3 PROCESSUS DE CARACTERISATION D'INCERTITUDE

La figure 2 présente le processus de traitement des données proposé en 4 étapes : 1/extraction, 2/ transformation, 3/ regroupement, 4/ modélisation incertitude.

L'originalité de l'approche réside dans un regroupement de différents horizons (3 /) en exploitant les données historiques avec la méthode de classification hiérarchique ascendante (CAH) (Gower, 1986).

Une fois les groupes d'horizon obtenus, les incertitudes sur un plan sont obtenues en se basant sur les informations portées par chaque groupe. Cette analyse permet de comprendre où se trouvent les perturbations les plus importantes et comment elles évoluent au cours de l'horizon.

3.1 L'extraction

La démarche doit être adaptée par rapport à la taille des données disponibles (Kantardzic, 2011)). Deux situations sont à distinguer: (i) celles où l'historique est important (N> 2H), (ii) de celles où l'historique est réduit (N≤H). Dans le cas (i), l'extraction peut être limitée sur des périodes « j » pour lesquelles le réalisé est connu. Auquel cas, les matrices d'écart seront pleines et contenant de nombreuses observations. Dans le cas (ii), aucune donnée (triangles jaune de la figure 2) n'est

éliminée. Ainsi, le plan fait à des horizons lointains n'est pas connu pour les premières observations. Et le réalisé des horizons lointains des dernières observations n'est pas connu non plus. Par suite, les matrices d'écart seront partiellement vides.

3.2 Transformation

Les matrices des écarts sont calculées. Dans le cas (ii), la matrice des écarts de niveaux (L) peut ne contenir que très peu d'observations pour des taille d'horizon H grands (H=N) ce qui rend son exploitation inutile. La matrice des déviations (D) et des signes (S) sera toujours plus dense. Néanmoins, chaque modèle de déviation sera basé sur un ensemble de dates « j=i+h » différents. Ainsi, un effet des dates « j » ne pourra pas être étudié.
Dans le cas (i), les matrices sont pleines et exploitables sans effet particulier.

3.3 Regroupement des horizons

Afin de construire des groupes des horizons similaires, nous avons utilisé la méthode de classification hiérarchique ascendantes (CHA). Cette méthode d'exploration descriptive des données (Kantardzic, 2011)) permet de produire des nouvelles informations non négligeables basées sur l'ensemble des données disponibles.
Dans la première itération, nous avons utilisé la distance euclidienne (E6) pour mesurer la ressemblance entre deux horizons ou M est une matrice normalisé de la matrice D_{Absolu} ou une matrice normalisé de la matrice L_{Absolu} du (L).

$$\mathrm{Dist}(h_1, h_2) = \sqrt{\sum_i^n \left(M_{I,h1} - M_{i,h2}\right)^2} \qquad \text{(E6)}$$

Dans les itérations suivantes : nous utilisons l'écart de Ward $\Delta(\boldsymbol{A}, \boldsymbol{B})$ pour regrouper deux cluster (A, B), dont le regroupement provoque une minimisation de la dispersion à l'intérieur de ce groupe construit (Leonard Kaufman, 2005). Cet écart est défini comme :

$$\Delta(A, B) = \frac{n_A * n_B}{n_A + n_B} \mathrm{dist}(G_A - G_B)^2 \rightarrow Min \ldots \text{(E7)}$$

G_A : Centre de gravité associé au groupe A
n_A: Effective de groupe A

3.4 Estimation des incertitudes

Les informations obtenues dans chaque groupe d'horizon servent à estimer les incertitudes d'un plan.
Il existe plusieurs types de méthodes d'estimation des incertitudes : soit par intervalle Minimax, ou par un intervalle interquartile. Dans notre analyse, nous nous intéresserons particulièrement à étudier deux estimations d'incertitudes par l'intervalles Minimax: une estimation d'incertitude de plan basant sur les écarts entre les niveaux (D) et l'autre se basant sur la matrice (L).

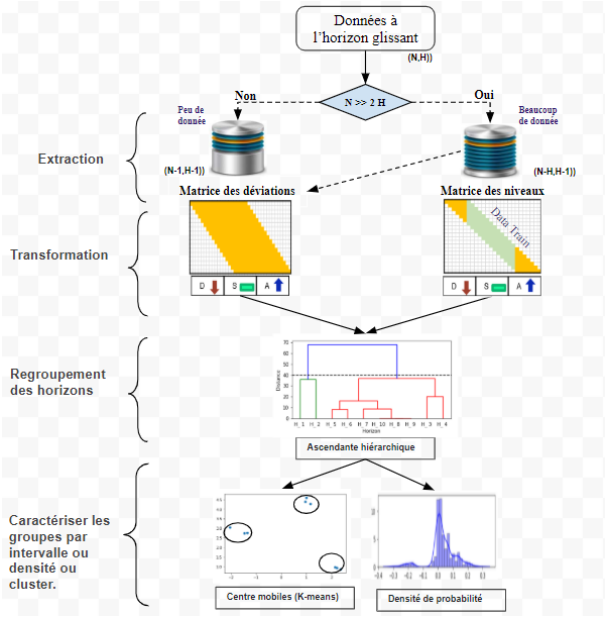


Figure 2:Processus itératif de caractérisation des incertitudes

4 DESCRIPTION ET FORMULATION DU PROBLEME

4.1 Contexte

Le projet ANR « Cloud Adaptation for an Agile Supply Chain » (CAASC) vise à améliorer l'agilité et la réactivité d'une chaine d'approvisionnement dans une plateforme cloud qui regroupe les différentes entités d'une chaine logistique.

Une partie de la chaine logistique du groupe « Pierre Fabre Dermo Cosmétiqués (PFDC) » est un cas d'utilisation pour appliquer les modèles développés (Sanaa Tiss, 2019).

Notre travail a pour but de quantifier les incertitudes dans les plans reçus par chaque acteur de la chaîne. Ici, à titre d'exemple, nous considérons les besoins d'approvisionnement reçus par un centre de distribution central (CDC) en provenance d'un pays X pour un produit A.

4.2 Description des données :

Pour sa planification tactique, PFDC utilise des plans (N = 42) sur 25 semaines révisés toutes les semaines.
Dans chaque planification, une quantité de la première période du plan d'approvisionnement est exécutée, une autre nouvelle quantité planifiée arrive vers la fin de la taille d'horizon et le reste des périodes sont rajustées.
Notre travail vise à identifier, analyser et regrouper les horizons de planification ayant un degré des écarts similaires en se basant sur deux angles différents :

4.3 Ecart entre les horizons :

Dans cette analyse, nous exploitons la matrice de déviation (D_{Absolu}) dans le cas N≤H, la matrice suivante contient des écarts absolus entre l'horizon h et h-1 pour le plan i, la valeur absolue indique de combien de combien la quantité s'écarte de la nouvel quantité re planifié

	h0	h1	h 2	h3	…	h21	h22	h23	h24
Ob_0	520	0	0	0	…	0	0	0	0
Ob_1	1762	971	971	971	…	971	971	971	971
Ob_2	1097	0	0	0	…	0	0	0	0
Ob_3	449	0	540	1540	…	2474	2474	2456	2474
Ob_4	957	5158	0	0	…	0	0	0	0
…..	…..	…..	…..	…..	…	…..	…..	…..	…..

Tableau 1:Les déviations entre le niveaux i et le niveau i+1

Dans le prétraitement de nos données de la matrice de déviation, nous utilisons une noramlisation :

$$(\boldsymbol{D}_{New}) = \frac{|D_{i,h}| - \text{Min}(|D_h|)}{Max(|D_h|) - Min(|D_h|)}$$

Cette transformation nous permet d'amener toutes les écarts de chaque observation dans la plage [0 ,1] comme ceci :

	h0	h1	h 2	h3	…..	h21	h22	h23	h24
Ob_0	0.05	0.0	0.0	0.0	…..	0.0	0.0	0.0	0.0
Ob_1	0.18	971	0.19	0.46	…..	0.16	0.16	0.16	0.16
Ob_2	0.11	0.0	0.0	0.0	…..	0.0	0.0	0.0	0.0
Ob_3	0.04	0.0	0.25	0.25	…..	0.40	0.40	0.40	0.40
Ob_4	0.09	1.0	0.0	0.0	…..	0.0	0.0	0.0	0.0
…..	…..	…..	…..	…..	…..	…..	…..	…..	…..

Tableau 2:Matrice de déviation normalisé Minimax

Nous appliquons la mesure de ressemblance défini en (E6) sur la matrice de déviation normalisé pour calculer la distance entre chaque paires d'horizons. La mesure de distance utilisée accorde une valeur maximale à deux horizon complètement différents et minimale (0) à deux horizon identiques, nous visualisons ces distances dans la matrice de similarité suivante :

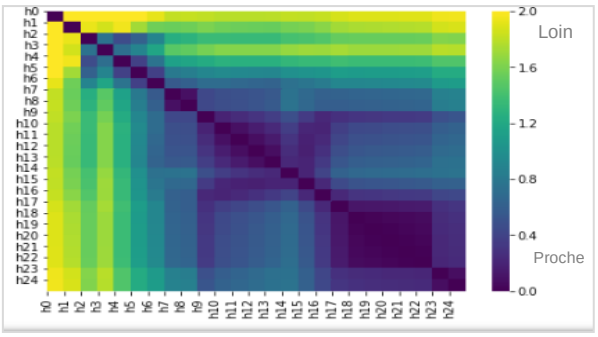


Figure 3:La distance entre deux paires d'horizons

D'après cette matrice de déviation normalisée, nous constatons que à partir de l'horizon h9 à h24 il y a peu de changement dans les quantités re planifiée et elles ont tendance à rester fixe. Par contre nous constatant que les horizon (h0, h1) s'éloignent beaucoup des autres horizons. Ce qui signifie qu'il y a de nombreuse modification à court termes lors de l'exécution d'un plan.

4.3.1 Regroupement des horizons

Nous appliquons la classification hiérarchique ascendante sur la matrice de distance générée.
L'arbre ci dissous peut se couper à plusieurs hauteurs selon le choix du décideur (ligne uni) dans le nombre de regroupement souhaités.
On a décidé de garder trois groupes (ligne Tiret) car cela génère la meilleure répartition des points du nuage en classes bien différentes entre elle. La figure ci dissous permet de visualiser la structure « naturelle » (Kantardzic, 2011)) des groupes des horizons:

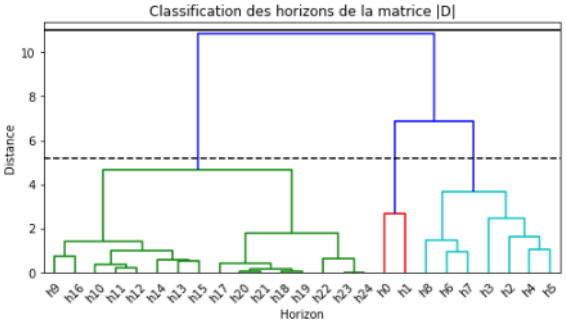


Figure 4:Représentation graphique trois groupes des horizons

	Horizons |D|	Sens de variation des écarts		
		A (%)	S (%)	B(%)
Full ensemble	{ h0, h1, h2, h3, h4, h5, h6, h7, h8, h9, h10, h11, h12, h13, h14, h15, h16, h18, h19, h20, h21, h22, h23, h24}	**10**	**48**	**42**
Cluster 1	{ h0, h1}	**17**	**25**	**58**
Cluster 2	{ h2, h3 , h4, h5, h6, h7, h8 }	**17**	**50**	**33**
Cluster 3	{ h9, h10, h11, h12, h13, h14, h15, h16, h18, h19, h20, h21, h22, h23, h24}	**06**	**50**	**44**

Tableau 3:Les sous-groupes et leur sens de variation

Nous constatons que les regroupements ont une certaine logique : C1 = début de l'horizon, C2= milieu de l'horizon, C3 = fin de l'horizon. De plus le sens de variation obtenu par *(E5)* indique que le sens de variation moyenne pour toute la planification est une surestimation sur les quantités planifié car ils ont tendance à diminuer les quantités au moment de la re planification de leurs plans. Enfin, chaque cluster a des possibilités de déviation différents.

4.4 Ecart entre les horizons et le réalisé (L)

Dans cette deuxième analyse, nous étudions la matrice des niveaux (L_{Absolu}) dans le cas où N ≥ H,
Nous procédons de la même manière que pour la matrice D sauf que nous nous travaillons sur la partie des données qui ont été effectivement réalisées

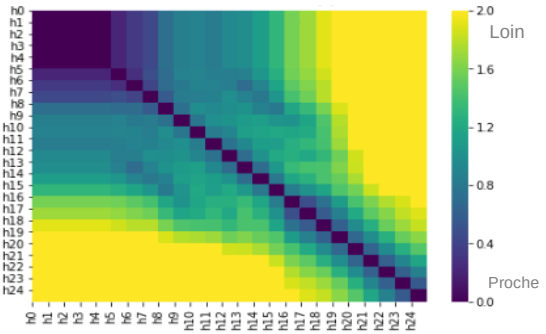


Figure 5:La distance entre deux paires d'horizons

D'après cette matrice distance, nous constatons que les quantités planifiées sur les horizon (h0 à h7) correspondent fortement aux quantité réalisées, et nous constatant que les quantités planifiées à partir de l'horizon h16 à h24 ont tendance à s'éloigné de la quantité réalisée. On identifie bien un horizon figé (h0.. h7) et un horizon libre (h16.. h24).

4.4.1 Regroupement des horizons

Ci-dessous, L figure 7 montre une visualisation hiérarchique des groupes obtenus par la classification hiérarchique, en utilisant la stratégie de « Ward » sur la matrice de distance L :

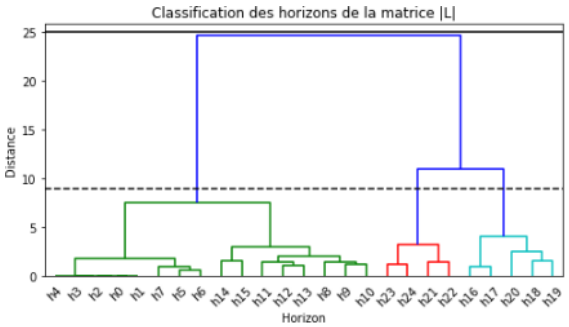


Figure 6: Représentation graphique trois groupes des horizons

Les résultats de regroupement des horizons de la matrice L sont donnés dans le tableau ci-dessous. Ils montrent une franche tendance à surestimer le besoin.

	Horizons |L|	**Sens de variation des écarts**		
		A (%)	**S (%)**	**B(%)**
Full ensemble	{ h0, h1, h2, h3, h4, h5, h6, h7, h8, h9, h10, h11, h12, h13, h14, h15, h16, h18, h19, h20, h21, h22, h23, h24}	**96**	**00**	**04**
Cluster 1	{ h0, h1, h2, h3, h4, h5, h6, h7, h8, h9, h10, h11, h12, h13, h14, h15}	**94**	**01**	**05**
Cluster 2	{ h16, h18, h19, h20 }	**100**	**00**	**00**
Cluster 3	{ h21, h22, h23, h24}	**100**	**00**	**00**

Tableau 4: Les sous-groupes et leur sens de variation

5 ESTIMATION D'INCERTITUDES

Dans ce type d'estimation, nous allons délimiter les variations des plans de re- planification par deux bornes $|Max| = [-Max, +Max]$ une borne inferieur et une borne supérieurs pour les deux matrice, D'après le tableau 4, cela correspond à un écart minimum $\boldsymbol{Min}_{full}$ de -9940 et un écart maximum $\boldsymbol{Max}_{full}$ de 9940. Par contre les bornes obtenues sont très différentes d'un groupe à l'autre. Elles ont une relation d'inclusion comme le montre le tableau suivant :

	A partir de la matrice |D|							
	Taille	**Min**	**Q1**	**Q2**	**Mean**	**S.dev**	**Q3**	**Max**
Full ensemble	650	0	0	972	1235.9	1742	1951	9940
Cluster 1	52	0	0	224.5	1358.4	2030	2011	9940
Cluster 2	182	0	0	0	972	1453	1522	6434
Cluster 3	416	0	0	117	1335.9	1806	1951	6444
	A partir de la matrice |L|							
	Taille	**Min**	**Q1**	**Q2**	**Mean**	**S.dev**	**Q3**	**Max**
Full ensemble	325	0	0	4386	5906	6389	10668	21954
Cluster 1	65	4181	7122	9534	9905.7	3396.8	12270	17220
Cluster 2	52	9174	13974	17112	16444	3269	19153	21954
Cluster 3	208	0	0	0	2022	3107	3756	13240

Tableau 5:Caractéristique statistique des deux matrice D&L

La figure 8 représente les intervalles d'incertitudes pour les deux matrices, et cinq courbes dans chacune d'elles : une courbe bleu correspondant au plan de planification 42 sur un horizon de planification de 25 périodes, deux courbes en rouges les bornes inférieurs (avec CAH et sans CAH) et l'autres courbe en vert les bornes supérieures.

Nous observons que l'intervalle d'incertitude obtenu par l'intervalle minimax de groupes $\boldsymbol{Min\,Max}_{CAH}$ est plus serré que celui intervalles $\boldsymbol{Min\,Max}_{full}$. Cela montre l'intérêt d'évaluer l'incertitude sur des clusters dhorizon pour obtenir des estimations d'incertitude plus serrées.

Au contraire avec la matrice L, l'intervalle $\boldsymbol{Min\,Max}_{Cah}$ s'écarte de plus en plus à partir de l'horizon [h10-h25]. Ainsi, une petite variation à l'horizon [h0-h2] observé dans la matrice D va avoir tendance écarter les quantités planifiées à des horizons lointains par rapport à celle de réalisé.

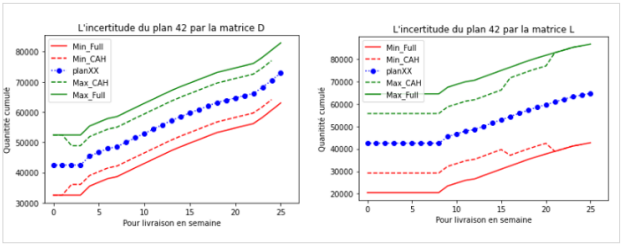


Figure 7 : Synthèse d'estimation d'incertitude par les deux matrice

En revanche, on constate que les deux analyses sont essentielles pour caractériser les incertitudes car les

incertitudes d'un horizon dépendent à la fois de l'horizon précédent et de son écart au réalisé. Cela pose la question pour le futur de coupler les deux mesures pour mieux estimer l'incertitude.

6 CONCLUSION ET SUITE DES TRAVAUX

Ce document présente un processus d'estimation des incertitudes liées aux horizons dans des plans tactiques à horizon glissant reçus d'un partenaire d'une chaîne logistique.

L'idée principale a été de transformer les données de la planification à l'horizon glissant en deux types de formes matricielle. Par la suite en appliquant la méthode de classification automatique nous obtenons des groupes d'horizons ayant des degrés de variation similaires.

Nous avons développé un indicateur, en l'occurrence celui de la matrice de sens de variation, qui a été utilisé pour donner une visibilité sur les sens de variation des horizons, afin d'enrichir les informations portées par ces groupes. Et à partir de ces groupes on estime les incertitudes de la planification à l'horizon glissant sur les deux matrices D et L. Ces plans incertains pourront ensuite être utilisés comme une entrée dans les problèmes d'optimisations robustes de la planification (Guillaume R, 2017).

Trois pistes de recherche supplémentaires sont envisageables pour estimer les incertitudes: La première est, d'appliquer des méthodes de machine Learning tel que : le principe de re- échantillonnage (Bootstrap), le k-means ou le mélange gaussien pour estimer les incertitudes sur les sous-groupes obtenus. La deuxième piste, si on dispose de beaucoup de données, serait de combiner les groupes obtenus par la matrice D à celle de matrice L, pour mieux estimer l'incertitude. La troisième piste serait de développer une méthode pour classer notamment le comportement des partenaires de la chaine logistique sur des groupes de produits (par paysou fourisseur), et de pouvoir les réincorporer dans le modèle typique. La quatrième perspective serait d'aller vers des mesures de possibilité des incertitudes.

REMERCIEMENTS

Les auteurs souhaitent remercier l'ANR pour le financement du projet CAASC. Ils remercient également les membres du projet qui ont participé à la collecte et l'archivage des données.

REFERENCES

B. Grabot, L. G. (2005). Integration of uncertain and imprecise orders in the MRP method. *J. Intell. Manuf*, 215–234.

Carlos, H. A. (Jun 2009). Un modèle pour limiter la nervosité et l'instabilité du Programme Directeur de Production. *8ème Congrès International de Génie Industriel, Bagnères de Bigorre,France.*, 3-8.

G. Marques, C. T. (2010). Aggregated behaviors for supply chain planning processes simulation and characterization of plan dynamics. *8 International Conference of Modeling and Simulation MOSIM'10*.

Genin, P. (2003). Planification tactique robuste avec usage d'un APS proposition d'un mode de gestion par plan de reference. *PhD thesis,Ecole des Mines de Paris*.

Gower, J. &. (1986). Metric and Euclidean properties of dissimilaritycoefficients. 65-90.

Guillaume R, T. C. (2017). Robust material requirement planning with cumulative demand under uncertainty. *International Journal of Production Research. 55, 6824–6845 (2017).*, 6824–6845.

Guillaume. R, B. C. (2013). Management of the risk of backorders in a MTO-ATO /MTS context under imperfect requirements. *Elsevier*, 8060-8078.

Hassan Gharbi, G. F. (2008). Approche a deux niveaux pour la planification réactive. *7 Conférence Internationale de MOdélisation et SIMulation.* Paris.

Hau L. Lee, V. P. (1997). The Bullwhip Effect in Supply. *SPRING,Management Science*, 93–101.

J. Vàncza, P. E. (2008). A coordination mechanism for rolling horizon planning in supply networks. *CIRP Annals - Manufacturing Technology 57*, 455–458.

Jensen, T. (1993). Measuring and improving the planning stability of reorder- point lot-sizing policies. *International Journal of Production Economics* , 167-168.

Kantardzic, M. (2011)). *Data mining : concepts, models, methods,and algorithms.* Second edition Ed., Wiley-IEEE Press:Hoboken, NJ.

Leonard Kaufman, P. R. (2005). *Finding Groups in Data "An Introduction to Cluster Analysis".* John Wiley & Sons: Canada.

Martin, A. J. (1996). *Distribution Resource Planning.* Paris : Édition française.

Meixell, M. J. (2005). The impact of Capacity, Commonality, and Batching on Schedule Instability. *Int. J. Production Economics 95* , 95–107.

Sanaa Tiss, C. T. (2019). Toward an Agile Adaptation of Supply Chain Planning: A Situational Use Case. *Springer International Publishing*.

Steele, D. C. (1975). The nervous MRP system. *Journal of Production and Inventory Management*, 83-89.

Van Donselaar, K. V. (2000). The impact of material coordination concepts on planning stability in supply chains. *International Journal of Production Economics*, 169-176.