Faculté des Sciences

Aix Marseille Université

Mener un Projet - Consultance

SMSCU66

Nom du projet :

« Problème de stockage »

Présenté par :
Elio BOU SERHAL et Kawtar RIFI

Professeur responsable :
« Jean-Marc LINARES »

Contents

I. Résumé

Ce projet propose une solution statistique pour prédire les défaillances de composants dans un contexte de gestion de stocks. En combinant des distributions beta-binomiales et des analyses a priori et a posteriori, cette approche permet de modéliser les incertitudes et de proposer des prédictions robustes. Face à l'absence de données historiques suffisantes, cette méthode s'appuie sur les connaissances expertes des mécaniciens et sur des outils interactifs, tels que des interfaces conviviales développées avec R-Shiny.

Plus précisément, l'étude combine deux étapes clés : d'abord, une estimation a priori des probabilités de défaillance basée sur des hypothèses raisonnées, puis une mise à jour de ces probabilités via une analyse a posteriori intégrant les nouvelles observations. Cette combinaison offre une souplesse pour s'adapter aux incertitudes tout en évitant de surcharger inutilement les stocks.

Dans des contextes où les données historiques sont limitées ou inexistantes, comme celui de la gestion des stocks, l'incertitude représente un défi majeur. Ce projet démontre l'importance de développer des outils statistiques robustes capables d'intégrer les connaissances expertes pour prédire efficacement les probabilités associées à divers événements. Les résultats obtenus illustrent l'efficacité de cette approche pour réduire les coûts tout en améliorant la disponibilité des composants nécessaires.

II. Listes des Tableaux

III. Glossaire

Tableau 1: « Tableau contenant les définitions de chaque mot technique utilisé »

Termes	Définitions
Beta-binomiale	Modèle probabiliste mélangeant une distribution binomiale et des paramètres issus d'une distribution Beta.
A priori	Probabilité basée sur des hypothèses.
A posteriori	Probabilité recalculée après prise en compte des observations disponibles
Interface utilisateur ou Shinny	Outil interactif permettant à l'utilisateur de spécifier facilement les paramètres d'un modèle.

IV. Listes des Abréviations

Tableau 2 : « Tableau contenant les définitions sur chaque abréviations »

Termes	Définitions
E[Y]	Espérance mathématique de la variable aléatoire Y
Var[Y]	Variance de la variable aléatoire Y
Beta(a,b)	Distribution Beta paramétrée par a et b
R-Shiny	Outil pour concevoir des applications web dynamiques en R
$\tilde{n}$	Nombre de nouveaux composants disponibles.
C_S	Coût de stockage par unité.
C_a	Coût d'achat par unité lorsque les composants échouent.
M	Nombre de simulations pour l'échantillonnage de défaillances.
λ	Taux moyen de défaillances (exemple : 10 défaillances en moyenne).

V. Introduction

1. Contexte

La société BVA, reconnue pour son expertise dans la réparation de boîtes de vitesses automatiques, se trouve confrontée à un défi de taille dans la gestion de son inventaire de composants. Lorsqu'un lot de boîtes de vitesses arrive dans l'atelier, il subit un processus minutieux d'inspection, suivi du remplacement des composants défectueux avant de pouvoir être réintégré dans le circuit de revente. Ce processus exige une disponibilité constante de pièces de rechange afin d'assurer une réactivité maximale et de minimiser les délais de réparation. Cependant, maintenir un stock élevé peut rapidement devenir coûteux, tant en termes de stockage que de gestion des stocks. À l'inverse, une pénurie de composants peut paralyser l'ensemble du processus de réparation, entraînant des retards de production et des pertes financières. L'optimisation des niveaux de stock est donc un enjeu stratégique majeur pour BVA. Cela nécessite de trouver un équilibre subtil entre la disponibilité des composants nécessaires à l'activité de réparation et les coûts associés au stockage et à l'approvisionnement.

2. Problématique

La problématique centrale à laquelle BVA doit faire face est la suivante : comment optimiser le niveau de stock de composants nécessaires à la réparation des boîtes de vitesses automatiques tout en minimisant les coûts totaux ? Cela implique de prendre en compte non seulement les coûts de stockage, mais également les coûts d'achat des composants et le risque de rupture de stock. Ce défi devient d'autant plus complexe en raison de la limitation des données historiques disponibles, qui sont cruciales pour prédire les besoins futurs et ajuster les niveaux de stock en fonction des variations de la demande et des délais de livraison. La question clé est donc de déterminer une stratégie de gestion des stocks qui permette de répondre efficacement aux besoins tout en restant économiquement viable.

3. Objectifs

L'objectif principal de cette étude est de développer une approche statistique robuste, capable de prédire les niveaux optimaux de stock en tenant compte des incertitudes liées à la demande et à l'approvisionnement. Cette approche sera fondée sur des modèles probabilistes, notamment les distributions beta-binomiales, qui permettent de modéliser les probabilités de défaillance des composants tout au long de leur cycle de vie. Les analyses a priori et a posteriori seront utilisées pour intégrer de manière dynamique les nouvelles données disponibles, permettant ainsi d'adapter les prévisions de stock en temps réel. En outre, des outils interactifs, notamment sous forme d'applications R-Shiny, seront développés pour faciliter l'implémentation de la solution et permettre à BVA de simuler différents scénarios et d'ajuster les stratégies de gestion des stocks en fonction des besoins spécifiques de l'entreprise.

4. Méthodologie

L’étude repose sur une approche probabiliste et stochastique pour optimiser la gestion des stocks chez BVA. La méthodologie adoptée s’articule autour des éléments suivants :

- **Distribution beta-binomiale** : Cette distribution est utilisée pour modéliser les probabilités de défaillance des composants, en prenant en compte les caractéristiques des pièces de rechange (telles que leur durée de vie et la fréquence des pannes observées). Elle permet d’estimer le nombre de composants défectueux dans un lot donné, en intégrant à la fois l’incertitude sur la qualité des pièces et les résultats des inspections effectuées dans le passé. Ce modèle fournit une estimation initiale (a priori) des probabilités de défaillance qui pourra être mise à jour en fonction des nouvelles observations.

- **Simulation de Monte Carlo avec distribution de Poisson** : Cette approche est utilisée pour simuler différents scénarios de demande de composants, en considérant que les demandes suivent un processus de Poisson. La simulation de Monte Carlo permet de prendre en compte les variations stochastiques de la demande et d'explorer un large éventail de résultats possibles en fonction de différentes configurations de stock. Cela aide à évaluer les risques de rupture de stock et à déterminer les quantités optimales de composants à maintenir.

- **Mise à jour dynamique des prévisions** : Bien que la méthodologie repose sur des modèles probabilistes, un aspect clé de l’approche consiste à ajuster dynamiquement les prévisions de stock en fonction des nouvelles données qui arrivent. Après chaque période de simulation ou d'observation, les résultats obtenus seront intégrés pour ajuster les estimations des distributions a priori et ainsi affiner les prévisions des besoins futurs. Cette démarche permet de mieux répondre à l’évolution des conditions de l’atelier tout en minimisant les coûts de stockage et d’approvisionnement.

- **Outils interactifs (R-Shiny)** : Un des objectifs principaux de l’étude est de rendre l’outil facilement utilisable par les responsables de gestion des stocks. Pour ce faire, des applications interactives seront développées sous R-Shiny. Ces outils permettront de simuler différents scénarios, d'ajuster les paramètres du modèle (comme les taux de défaillance ou les volumes de demande) et de visualiser les résultats sous forme de graphiques et de rapports dynamiques. L’objectif est de fournir une interface pratique et intuitive qui permettra de prendre des décisions éclairées sur les niveaux de stock à maintenir en fonction des simulations.

VI. Modélisation Mathématique

1. Modélisation des couts

a) **Coût de stockage (C_s) :** Le coût de stockage par unité pour une période est : C_s ×S, où S est le nombre d'unités stockées.

b) **Coût d'achat (C_a) :** Le coût d'achat pour les composants manquants est : C_a ×A, où A est le nombre d'unités à acheter.

c) **Coût total attendu (C_T):** Le coût total combiné qui représente le nombre prévu de composants défaillants est :

$$C_T(S) = (C_s \times S) + E[\max(0, \tilde{y} - S) \times C_a]$$

Avec $E[\max(0,\tilde{y}-S)\times C_a]$ est l'espérance mathématique des composants défaillants non couverts par le stock.

2. Modélisation des composantes défaillantes

La gestion des stocks de composants défaillants repose sur la modélisation de l'incertitude associée aux défaillances de ces composants. Deux méthodes statistiques principales sont utilisées pour modéliser ces phénomènes : la **distribution bêta-binomiale** et la **simulation de Monte Carlo avec la distribution de Poisson**. Ces méthodes permettent de prendre en compte les incertitudes liées à la probabilité de défaillance des pièces et à la demande de remplacement des composants.

Méthode 1 : Distribution bêta-binomiale

La **distribution bêta-binomiale** est une extension de la distribution binomiale, permettant de modéliser des situations où la probabilité de succès (par exemple, la probabilité qu'un composant soit défectueux) est elle-même incertaine. Ce modèle est particulièrement adapté pour les situations où les observations sont rares ou lorsque les données sont peu disponibles, ce qui est souvent le cas dans la gestion des stocks de composants défaillants.

Principe de la distribution bêta-binomiale :

- La **distribution binomiale** classique donne la probabilité de k succès dans n essais, où chaque essai a une probabilité de succès p. Dans ce contexte, un essai représente l'inspection d'un composant, et le succès correspond à la défaillance du composant.
- La **distribution bêta** sert à modéliser l'incertitude sur la probabilité de succès p. Elle est définie par les paramètres α (succès) et β (échecs), où les valeurs de ces paramètres reflètent la connaissance a priori sur la probabilité de défaillance d'un composant.

- Dans ce modèle, la probabilité de défaillance (succès) d'un composant suit une distribution bêta, qui est ensuite utilisée dans la distribution binomiale pour modéliser le nombre de défaillances observées parmi un ensemble d'essais (ou composants inspectés).

En termes mathématiques, la probabilité d'obtenir k défaillances parmi n essais est donnée par :

$$P(k\ defaillances) = \text{BetaBinomial}(k; n, \alpha, \beta)$$

où BetaBinomial$(k; n, \alpha, \beta)$est la fonction de probabilité de la distribution bêta-binomiale, et les paramètres α et β contrôlent la forme de la distribution de probabilité des défaillances. Cette approche permet de prendre en compte les variations potentielles de la probabilité de défaillance d'un composant, tout en intégrant les informations a priori sur les performances passées des pièces.

Méthode 2 : Simulation Monte Carlo avec Distribution de Poisson

La **simulation Monte Carlo** est une technique stochastique permettant de simuler des événements aléatoires à partir de modèles probabilistes. Elle est utilisée ici pour simuler la demande de remplacement des composants défaillants, en modélisant cette demande par une **distribution de Poisson**.

Principe de la distribution de Poisson :

La **distribution de Poisson** modélise le nombre d'événements (comme les défaillances de composants) qui se produisent dans un intervalle de temps fixe, en supposant que ces événements se produisent à un taux moyen constant λ. Elle est souvent utilisée pour modéliser des phénomènes rares et indépendants, comme les défaillances de composants dans un système.

- Le taux moyen λ représente la moyenne du nombre de défaillances attendues sur une période donnée (par exemple, le nombre moyen de défaillances de composants par semaine). Ce taux peut être estimé à partir des données historiques ou des connaissances a priori sur le processus de défaillance.

- La probabilité d'observer k événements (défaillances) dans un intervalle de temps donné est donnée par la fonction de masse de probabilité de la distribution de Poisson :

$$P(k\ defaillances) = \frac{\lambda^k e^{-\lambda}}{k!}$$

où k est le nombre d'événements observés, et λ est le taux moyen d'événements par période.

La **simulation de Monte Carlo** permet de générer de nombreuses trajectoires possibles de la demande de composants défaillants en fonction de différentes valeurs de λ, et ainsi d'obtenir une distribution des demandes potentielles de pièces de rechange. Ces simulations permettent de prendre en compte la variabilité de la demande et d'évaluer les risques associés à une gestion de stock insuffisante.

En combinant ces deux méthodes, la distribution bêta-binomiale et la simulation de Monte Carlo, il est possible de modéliser de manière robuste les défaillances des composants tout en prenant en compte l'incertitude des paramètres du modèle. Cela permet de simuler différents scénarios de gestion des stocks, d'évaluer les coûts associés à chaque scénario et de déterminer les niveaux de stock optimaux.

VIII. Méthodologie

Étape 1 : Simulation des défaillances

1. Distribution bêta-binomiale :

La première étape consiste à simuler les défaillances des composants en utilisant une distribution bêta-binomiale. Les paramètres de cette distribution (α et β) sont estimés à partir des données historiques ou de l'expertise des techniciens. Ces paramètres modélisent l'incertitude autour de la probabilité de défaillance des composants, où α représente le nombre de succès et β le nombre d'échecs dans les observations passées.

Exemple de simulation :

Pour chaque lot de composants, nous prédisons le nombre de composants défaillants en tirant des valeurs aléatoires suivant une distribution bêta, puis en les appliquant à une distribution binomiale pour obtenir le nombre de défaillances parmi les composants inspectés. Cette approche permet de modéliser la variabilité des défaillances et d'obtenir une distribution des défaillances potentielles pour chaque lot. L'objectif est de mieux comprendre la probabilité qu'un composant soit défectueux et de prendre des décisions informées sur la gestion des stocks.

2. Distribution de Poisson :

Une fois que les défaillances ont été simulées, il est nécessaire de modéliser la demande de composants de remplacement. La distribution de Poisson est utilisée pour générer des échantillons représentant le nombre de défaillances sur une période donnée. Le taux moyen des défaillances (λ) est déterminé à partir des données historiques ou de l'expertise des techniciens et représente la fréquence moyenne des défaillances dans le temps.

Exemple de génération d'échantillons :

La fonction de la distribution de Poisson est utilisée pour générer un certain nombre de défaillances (k) sur une période donnée, en fonction de la valeur de λ. Cela permet de simuler la variabilité de la demande de composants en fonction du taux moyen observé dans le passé.

Cette simulation fournit des scénarios réalistes pour le remplacement des composants, en prenant en compte les fluctuations possibles de la demande.

Étape 2 : Calcul des coûts

Après avoir simulé les défaillances et généré les demandes potentielles de remplacement, il est important de calculer les coûts associés à la gestion des stocks.

- Coût de stockage: Pour chaque niveau de stock, nous calculons le coût de stockage des composants. Ce coût peut inclure des frais fixes, tels que la location d'espace de stockage, ainsi que des frais variables liés à la gestion du stock, comme les coûts de manutention ou de gestion de l'inventaire. La formule du coût total de stockage pourrait inclure des paramètres tels que le coût par unité de stockage et le nombre de composants stockés.

- Coût d'achat: En parallèle, il est nécessaire de prendre en compte le coût d'achat des composants. Plus le niveau de stock est élevé, plus le coût d'achat sera important, car il faut acquérir plus de pièces pour maintenir le stock. À l'inverse, un stock insuffisant peut entraîner des ruptures, des délais de réparation plus longs, et des coûts supplémentaires en termes de gestion des ruptures.

- Coût des ruptures : Enfin, il faut également considérer le coût des ruptures de stock, qui peut comprendre des coûts indirects, tels que des pertes de clients, des retards dans la production ou des coûts supplémentaires liés à l'approvisionnement en urgence.

En appliquant ces différentes formules pour chaque scénario de niveau de stock, nous pouvons obtenir le coût total pour chaque configuration.

- Optimisation du niveau de stock :
  L'objectif de cette étape est d'identifier le niveau optimal de stock qui minimise le coût total. Pour ce faire, une approche d'optimisation peut être utilisée, par exemple par la méthode de recherche du minimum ou des algorithmes d'optimisation. Cela permettra de trouver le juste équilibre entre les coûts de stockage, d'achat et des ruptures.

Étape 3 : Outil interactif

Afin de faciliter l'analyse et l'application des résultats de la simulation dans la gestion des stocks, un outil interactif sera développé.

- **Application R-Shiny :** Une application R-Shiny sera créée pour permettre aux responsables de la gestion des stocks de visualiser les coûts associés à différents scénarios et d'explorer les résultats des simulations de manière interactive. L'application fournira une interface utilisateur simple et intuitive, permettant de modifier les paramètres du modèle (tels que les taux de défaillance, le taux moyen des défaillances, et les coûts associés) et d'observer les effets sur les niveaux de stock et les coûts totaux.

- **Visualisation des scénarios** : L'outil permettra de visualiser graphiquement les différentes trajectoires possibles des défaillances, les niveaux de stock recommandés et les coûts associés, ce qui aidera les responsables à prendre des décisions éclairées. Par exemple, des graphiques interactifs pourraient montrer l'évolution des coûts totaux en fonction des niveaux de stock, ou des courbes de risque associées aux ruptures de stock.
- **Exploration des scénarios : Les** utilisateurs pourront ajuster les paramètres du modèle pour explorer différents scénarios, comme une augmentation de la demande de composants ou une variation des coûts de stockage, et observer comment ces changements influent sur les niveaux de stock et les coûts. Cela permettra de mieux

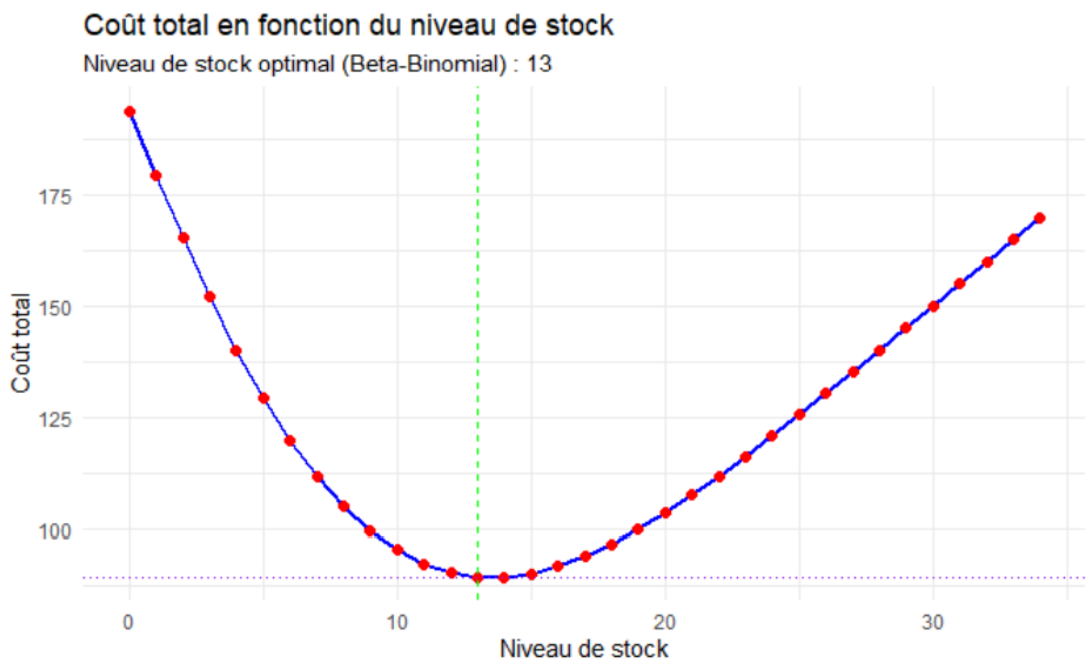
comprendre les risques et de déterminer des stratégies d'approvisionnement adaptées aux besoins de l'atelier.

VIII. Résultats

- Simulation basée sur une distribution **Bêta-binomiale** : Permet une vision probabiliste détaillée des coûts pour chaque niveau de stock.

En utilisant les paramètres suivants :

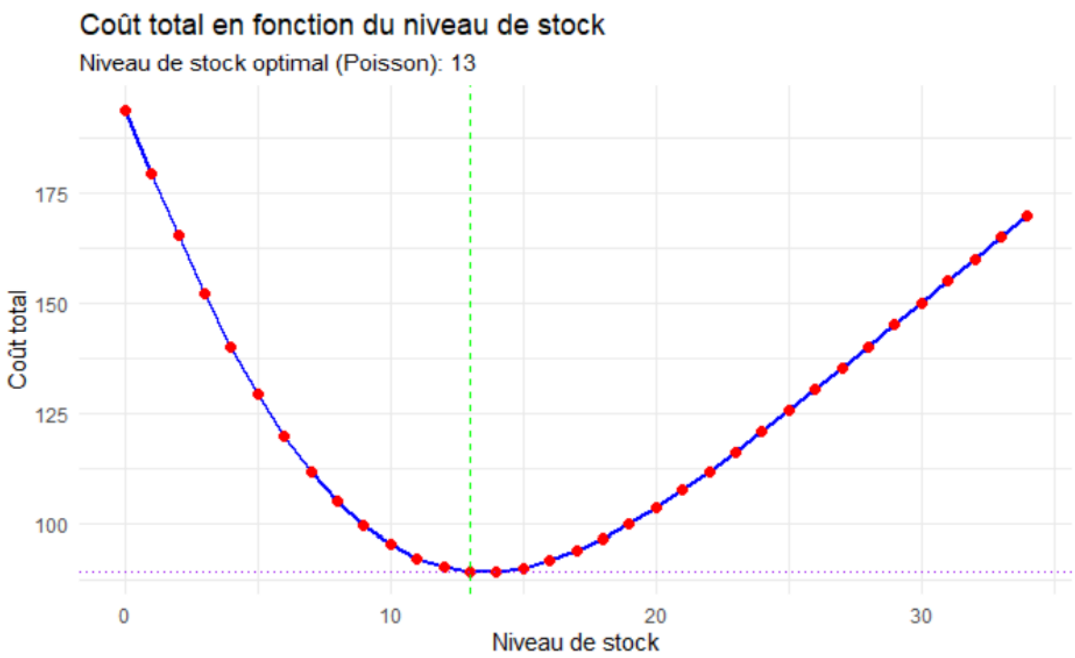
$\tilde{y}$: Nombre de composants défaillants prévus
$\tilde{n}$: Nombre de nouveaux composants
C_S : Coût de stockage par unité
C_a: Coût d'achat par unité lorsque les composants échouent
M : Nombre de simulations pour l'échantillonnage de défaillances



- **Simulation Monte Carlo avec distribustion de Poisson**: Approche plus rapide pour optimiser directement le stock (taux moyen fixe).

En utilisant les paramètres suivants :

M : Nombre de défaillances simulées, généré avec la fonction rpois
λ : Taux moyen de défaillances.



VIII. Discussion

Avantages

- **Prise en compte de l'incertitude et des connaissances expertes (Méthode bêta-binomiale) :**

La méthode bêta-binomiale permet de modéliser non seulement les observations passées, mais aussi l'incertitude associée à la probabilité de défaillance des composants. En intégrant des paramètres issus de la distribution bêta, elle combine les données empiriques avec les connaissances expertes, offrant ainsi une représentation plus précise et nuancée des probabilités de défaillance.

- **Simulation rapide et flexible (Approche Monte Carlo) :**

La simulation de Monte Carlo est une technique puissante et flexible, permettant de générer une large gamme de scénarios de défaillances en un temps relativement court. Cette méthode est particulièrement utile pour simuler des processus stochastiques comme la demande de composants, tout en prenant en compte les fluctuations et l'incertitude inhérentes à ces processus. Sa capacité à simuler des milliers de scénarios permet une exploration exhaustive des risques et des opportunités, facilitant ainsi l'optimisation des niveaux de stock.

- **Approche robuste pour la gestion des stocks :**

L'intégration des deux méthodes, bêta-binomiale et Monte Carlo, offre une approche robuste pour la gestion des stocks. Elle permet de simuler différentes configurations de défaillances et de demande de remplacement, tout en prenant en compte l'incertitude. Cela aide les responsables de la gestion des stocks à anticiper les problèmes potentiels de rupture de stock ou de surstockage, contribuant ainsi à une gestion plus proactive et efficace.

Limites

- **Biais introduit par les paramètres estimés :**

  Bien que les distributions bêta-binomiales et de Poisson soient puissantes, elles reposent sur des paramètres estimés qui peuvent introduire un biais, surtout lorsque les données historiques sont insuffisantes. Une estimation incorrecte des paramètres de la distribution peut entraîner des prévisions inexactes, affectant la prise de décision en matière de gestion des stocks.

- **Dépendance aux données historiques et à l'expertise :**

  La méthode est limitée par la qualité et la quantité des données historiques disponibles. Si ces données sont trop restreintes ou peu fiables, l'efficacité des simulations sera réduite. De plus, l'intégration de l'expertise humaine dans le choix des paramètres peut également introduire un biais subjectif, limitant ainsi la capacité du modèle à s'adapter à des situations nouvelles ou inattendues.

- **Complexité accrue dans les situations de demande non constante :**

  Bien que la simulation de Monte Carlo soit efficace, elle peut devenir complexe lorsque la demande de composants suit des schémas non stationnaires ou saisonniers, nécessitant des ajustements ou des modèles plus sophistiqués pour capturer ces variations de manière réaliste.

Propositions d'amélioration

- **Modèles hybrides combinant statistiques et machine learning :**

  Une voie prometteuse consiste à intégrer des **modèles hybrides** combinant des techniques statistiques avec des méthodes d'apprentissage automatique. Par exemple, des algorithmes de machine learning pourraient être utilisés pour améliorer l'estimation des paramètres de la distribution (comme les taux de défaillance), en s'appuyant sur des données en temps réel et des caractéristiques contextuelles spécifiques, ce qui permettrait une meilleure généralisation et une réduction du biais d'estimation.

- **Validation sur des données réelles et tests de robustesse :**

  Pour évaluer la pertinence des modèles, il est essentiel de **valider les prédictions sur des données réelles** issues de l'atelier. Cela permettrait de mesurer la performance du modèle dans des conditions réelles et de tester sa robustesse face à des scénarios imprévus ou extrêmes. L'intégration de **tests de robustesse**, comme des analyses de sensibilité, permettrait également de mieux comprendre l'impact des incertitudes sur les résultats de l'optimisation et d'améliorer ainsi la fiabilité du modèle.

- **Prise en compte de la variabilité saisonnière et de la demande non constante :**

Pour rendre les simulations encore plus réalistes, il serait pertinent d'intégrer des **modèles temporels** ou **saisonniers** dans la simulation de Monte Carlo. Cela permettrait de mieux capturer les fluctuations de la demande et de la défaillance des composants sur différentes périodes (par exemple, les pics saisonniers de défaillances), et ainsi d'ajuster plus précisément les niveaux de stock en fonction des besoins anticipés.

- **Amélioration continue via des mises à jour itératives :**

Une autre amélioration possible serait l'utilisation de modèles **adaptatifs**, où les paramètres du modèle sont mis à jour en temps réel ou à intervalles réguliers en fonction des nouvelles données collectées. Cela permettrait au modèle de s'ajuster automatiquement à l'évolution des processus de défaillance et de demande, garantissant une gestion plus réactive et dynamique des stocks.

IX. Conclusion

1. Rappel sur la problématique et les résultats obtenus

Cette étude a exploré la problématique complexe de la gestion des stocks dans un environnement incertain, où les données historiques sont soit inexistantes, soit insuffisantes pour fournir des estimations précises. L'objectif était de modéliser les défaillances de composants et de déterminer le niveau optimal de stock, tout en minimisant les coûts liés à la gestion des inventaires. Grâce à l'utilisation de la **distribution bêta-binomiale**, nous avons pu modéliser efficacement l'incertitude et intégrer les connaissances expertes pour estimer les probabilités de défaillance. En complément, la méthode de **simulation Monte Carlo** associée à la distribution de Poisson a permis de simuler la demande de composants et d'évaluer les coûts totaux en fonction de différents scénarios de niveaux de stock. Les résultats obtenus montrent qu'il est possible d'optimiser les stocks de manière robuste, même en présence de données limitées, tout en prenant en compte l'incertitude inhérente aux processus de défaillance.

2. Les limites des recherches

Malgré les résultats prometteurs, plusieurs limites subsistent dans cette étude. L'une des principales est la **dépendance aux paramètres définis par les experts**, qui, bien qu'essentiels pour les estimations, peuvent introduire un biais subjectif et limiter la généralisation des conclusions. En effet, si ces paramètres sont mal estimés ou ne tiennent pas compte de certaines variables contextuelles, les prévisions de défaillance peuvent être moins précises. De plus, cette étude a principalement exploré un nombre restreint de **scénarios de distribution** (bêta-binomiale et Poisson), ce qui signifie que d'autres types de distributions, potentiellement plus adaptées à certaines situations, n'ont pas été pris en compte. Cela limite la capacité à appliquer directement ces résultats à des cas très spécifiques ou plus complexes, notamment dans des environnements de production plus variés.

3. Une ouverture

Les résultats obtenus ouvrent la voie à plusieurs pistes intéressantes pour des recherches futures. Une extension de cette étude pourrait consister à **tester ces modèles dans des applications pratiques** dans des domaines variés, tels que la **logistique** ou la **finance**, où la gestion des stocks et des ressources joue également un rôle crucial. Par exemple, la modélisation des risques de rupture de stock ou d'excédent dans des secteurs sensibles pourrait apporter des insights précieux pour la planification des approvisionnements et la gestion des chaînes d'approvisionnement.
Une autre direction prometteuse serait d'explorer des **approches hybrides** en combinant les modèles probabilistes avec des **algorithmes d'apprentissage automatique**. Ces modèles

pourraient être utilisés pour améliorer l'estimation des paramètres de défaillance en exploitant des ensembles de données plus larges et en temps réel. De plus, l'apprentissage automatique pourrait permettre de mieux capturer des relations non linéaires complexes entre les différentes variables, offrant ainsi une approche plus flexible et précise pour l'optimisation des stocks.

X. Les Recommandations

- **Application dans des contextes de données limitées**

Nous recommandons d'utiliser cette méthode dans des contextes où les données historiques sont rares ou incomplètes, mais où des connaissances expertes peuvent être mobilisées pour guider les estimations. Ces situations incluent notamment les industries où les défaillances sont rares, mais critiques, comme la maintenance industrielle, l'aéronautique ou la santé. Il est essentiel de s'assurer que les paramètres choisis soient validés de manière rigoureuse par des experts du domaine afin de minimiser les biais et d'assurer la fiabilité des résultats.

- **Validation et mise à jour des modèles**

Il est crucial d'accompagner l'utilisation de cette méthode par un processus de validation continue des modèles. Cela pourrait inclure :

- La comparaison des prédictions avec des données réelles collectées ultérieurement.
- La mise à jour périodique des paramètres en intégrant de nouvelles données ou en ajustant les distributions initiales pour refléter des changements dans les conditions opérationnelles.

- **Développement d'interfaces utilisateur intuitives**

Pour faciliter l'adoption de cette méthode par des non-spécialistes, il serait pertinent de développer des outils interactifs et conviviaux. Par exemple :

- Une application basée sur des interfaces graphiques simples (par exemple, avec **R-Shiny**, Python/Streamlit ou d'autres technologies similaires) permettant d'explorer différents scénarios et d'ajuster les paramètres.
- Des tableaux de bord dynamiques intégrant des visualisations claires des résultats, comme les coûts optimisés, les probabilités de défaillance, et les niveaux de stock recommandés.

- **Formation et documentation**

Pour garantir une adoption efficace, il est recommandé d'accompagner le déploiement de la méthode d'une formation ciblée pour les utilisateurs finaux, qu'ils soient gestionnaires, techniciens ou responsables d'approvisionnement. Une documentation détaillée et accessible, comprenant des études de cas et des guides pratiques, renforcerait également son appropriation.

- **Exploration de nouvelles applications**

Enfin, il serait judicieux d'explorer l'application de cette méthode dans des domaines connexes ou nouveaux, comme :

- La gestion des risques financiers, où les scénarios rares mais coûteux sont critiques.
- Les chaînes d'approvisionnement complexes, notamment pour anticiper les ruptures ou optimiser les niveaux de sécurité des stocks.
- La prévision de maintenance prédictive, en combinant les estimations probabilistes avec des données de capteurs en temps réel.