**增強不確定性下的決策：結合TRIZ和機器學習方法的穩健優化框架**

廖庭煜1、維琪2、饒忻

中原大學工業與系統工程學系

e-mail: angus21210@gmail.com1; viicky.pratama.p@gmail.com2

**摘 要**

本研究旨在解決在需求高度不確定性的情況下，設計穩健的生產與訂購政策之根本問題。傳統方法往往未能適當考慮客戶行為的固有隨機性，因此導致庫存管理效率低下、成本增加和服務水平不佳。我們提出了一種結合發明問題解決理論 (TRIZ)、穩健最佳化和機器學習方法的新型決策框架來克服這些困難。受到 TRIZ 中「等勢性」原理的啟發，我們將決策問題轉化為數學問題以獲得最佳解。穩健最佳化用於構建涵蓋各種可能需求情境的決策模型，確保所選決策在計劃外的情況下仍可行且有效。機器學習演算法也用於分析歷史數據，識別其中的模式並預測未來需求趨勢，以得出更準確、更靈活的決策。此研究建構了幾個數值實驗數據集來評估所提出模型的性能，結果表明我們的模型在總成本降低和執行時間方面優於傳統方法。本研究的結果與製造業、零售業和物流業等多個行業具有重要意義，因為它們可以促進在日益波動的市場中建立更有效、更穩健的供應鏈流程。

關鍵詞：TRIZ、穩健最佳化、機器學習、需求預測、存貨管理

**一、介紹**

庫存管理是供應鏈營運的關鍵組成部分，直接影響公司的營運效率和客戶滿意度（Chopra & Meindl，2019）。庫存管理的主要挑戰在於平衡持有足夠庫存以滿足需求與最大限度降低與過量庫存相關的成本之間的權衡（Silver、Pyke 和 Thomas，2016）。傳統的庫存控制模型通常基於確定性或隨機框架，嚴重依賴歷史需求數據，這可能無法充分捕捉動態市場條件所引起的未來需求變化（Fildes 等，2008）。

現實世界需求的不可預測性對這些傳統模型提出了重大限制，因為它們難以適應不可預見的波動或外部干擾（Tang，2006）。機器學習 (ML) 的最新進展為透過利用大型資料集和預測演算法產生更準確的需求預測來改進庫存預測提供了新的機會（Choi、Wallace 和 Wang，2018）。透過將機器學習與庫存管理相集成，企業可以更好地洞察未來的需求模式，從而做出更明智、更主動的決策（Makridakis、Spiliotis 和 Assimakopoulos，2018）。

然而，即使機器學習的預測能力增強，不確定性仍然是庫存決策中固有的挑戰，特別是在波動的市場中（Huang，2020）。為了解決這個問題，穩健的最佳化已經成為開發解決方案的強大工具，這些解決方案可以在一系列潛在需求情境中表現良好（Bertsimas＆Sim，2004）。穩健的最佳化方法將不確定性納入決策過程，確保庫存策略不僅具有成本效益，而且能夠適應變化（Ben-Tal、El Ghaoui 和 Nemirovski，2009）。 (TRIZ) 提供了解決矛盾和最佳化系統設計的結構化方法（Altshuller，1999）。透過應用局部品質、參數變化和複合材料等 TRIZ 原理，決策者可以開發創新的解決方案，平衡準確性、計算效率和操作穩健性之間的權衡（Mann & Domb，2003）。

這項研究提出了一種新穎的框架，將機器學習、穩健優化和 TRIZ 結合，以增強不確定性下的庫存決策。透過利用機器學習進行高階需求預測和 TRIZ 來解決系統矛盾，所提出的框架旨在提高庫存管理實踐的適應性和有效性（Wang & Sarkis，2013）。這些方法的整合不僅推進了庫存管理，還為企業提供了降低成本、提高服務水準和應對不確定需求的複雜性的實用解決方案（Lemke、Gabryelczyk 和 Nowicka，2020）。

**二、文獻探討**

有效的庫存管理是供應鏈營運的基石，有大量文獻探討解決需求不確定性、優化成本和提高服務水準的方法。本節回顧了用於需求預測的機器學習、穩健的優化技術、TRIZ 原理的應用以及透過整合這些方法而出現的新機會的相關研究。

**(一)利用機器學習預測未來需求**

需求不確定性仍然是供應鏈管理中持續存在的挑戰。傳統的庫存控制方法，例如經濟訂單數量（EOQ）模型，依賴穩定需求的假設，這限制了它們在動態市場條件下的適用性（Silver等人，1998年；Chopra＆Meindl，2019年）。隨機最佳化透過結合機率需求預測解決了其中一些局限性，但其對準確機率分佈的依賴仍然是一個瓶頸（Simchi-Levi 等人，2014）。

機器學習技術透過分析歷史資料和識別複雜的需求模式，為傳統方法提供了一個有前景的替代方案。時間序列分析、循環神經網路 (RNN) 和整合方法等模型已被證明可以有效提高預測準確性，特別是對於波動性的需求（Makridakis、Spiliotis 和 Assimakopoulos，2018）。例如，Choi、Wallace 和 Wang（2018）顯示機器學習可以整合外部因素（經濟指標、天氣和市場訊號）來產生精確的預測。長短期記憶 (LSTM) 模型進一步解決時間序列資料中的時間依賴性，改善對時間敏感的庫存的預測（Brownlee，2017）。

儘管有其優勢，機器學習仍面臨過度擬合、計算複雜性和資料預處理的挑戰。 Hyndman 和 Athanasopoulos（2018）強調，將機器學習預測整合到最佳化模型中可以增強其穩健性和對即時資料的適應性，這對於動態供應鏈系統至關重要。

**(二)穩健最佳化在庫存管理中的應用**

穩健最佳化 (RO) 已成為管理庫存系統不確定性的強大方法，它透過建立考慮一系列可能場景的不確定性集合來管理（Ben-Tal、El Ghaoui 和 Nemirovski，2009）。與依賴機率分佈的隨機最佳化不同，RO 確保了最壞情況需求條件下的彈性（Bertsimas & Sim，2004）。

例如，Goh 和 Sim（2010）引入了可調整的 RO 模型，該模型可以動態適應不斷變化的不確定性，從而提高庫存成本效率。 Agrawal 和 Seshadri (2000) 證明了逆滲透在多級系統中的優勢，可以在滿足不確定需求的同時最大限度地降低成本。然而，計算效率和模型複雜性之間的權衡仍然是大規模應用的關鍵挑戰（Mulvey、Vanderbei 和 Zenios，1995）。

穩健的最佳化為整合基於機器學習的需求預測提供了靈活性，確保最佳化模型在不斷變化的不確定性下保持可行和有效。趙等人。 (2023) 強調，將機器學習預測與 RO 框架結合，使供應鏈能夠主動響應需求波動，最大限度地降低缺貨和庫存過剩的風險。

**(三)TRIZ原理在庫存管理的應用**

創意問題解決理論 (TRIZ) 提供了解決矛盾和促進庫存管理創新的系統方法。局部品質、參數變化和複合材料等 TRIZ 原理已應用於最佳化系統設計和增強決策過程（Altshuller，1999）。

例如，Mann 和 Domb (2003) 探討了 TRIZ 原則在供應鏈優化中的應用，展示如何利用本地品質來針對特定細分市場客製化庫存政策。類似地，參數變化的原理被用來動態調整庫存控制參數，以回應不斷變化的需求模式（Souchkov，2007）。複合材料的原理也被應用於整合不同的資料來源和資源，從而實現更強大和適應性更強的庫存策略（Ikovenko & Litvin，2016）。

TRIZ 也與最佳化技術結合，解決多目標決策中的矛盾。例如，Wang 和 Sarkis (2013) 將 TRIZ 與穩健最佳化結合，解決供應鏈管理中成本最小化和服務水準最大化之間的權衡問題。然而，TRIZ 在庫存管理中的實際實施需要仔細考慮背景因素和對系統動力學的深入理解（Mann，2007）。

創意問題解決理論 (TRIZ) 由 Altshuller (1984) 提出，是一種解決矛盾和促進創新的系統方法論。局部品質、等勢、參數變化和複合材料等 TRIZ 原理已應用於最佳化庫存管理系統（Mann & Domb，2003）。

例如，本地品質將複雜的庫存問題劃分為較小的、可管理的部分，從而為特定的需求模式提供客製化的解決方案（Souchkov，2007）。參數變更動態調整系統參數，例如再訂購點和安全庫存，以回應即時需求變化（Ikovenko & Litvin，2016）。複合材料的原理整合了多種資源（例如機器學習預測和強大的最佳化框架），以開發適應性和彈性策略（Kuo & Lin，2020）。

TRIZ 也與最佳化框架一起應用來解決矛盾，例如在維持高服務水準的同時最大限度地降低成本（Wang & Sarkis，2013）。然而，其實際實施需要專業知識來使 TRIZ 原則與供應鏈動態保持一致，這限制了其在庫存管理中的廣泛採用（Mann，2007）。

**(四)新興機會與整合**

最近的研究強調需要採用將機器學習、穩健最佳化和 TRIZ 原理結合的混合方法，以解決不確定性下庫存管理的多方面挑戰。透過利用基於機器學習的預測，強大的最佳化框架可以納入準確的需求預測，同時保持針對不確定性的彈性（Bertsimas 等，2011）。 TRIZ 原則透過解決系統性矛盾和培養​​創新決策策略進一步增強這種整合（Lemke、Gabryelczyk 和 Nowicka，2020）。

例如，( Zhao 等，2023) 證明了將機器學習和穩健優化相結合在最大限度地降低庫存成本同時適應即時需求變化方面的有效性。等勢和參數變化等 TRIZ 原理可以透過平衡成本最小化、服務水準最佳化和計算效率之間的權衡來增強這種協同作用（Altshuller，1999；Mann，2007）。

這種整合方法比傳統模型取得了重大進步，為不確定環境中的庫存管理提供了適應性和彈性的解決方案。然而，關於 TRIZ、穩健最佳化和 ML 組合應用的研究仍然有限，這凸顯出需要進一步探索以驗證其跨產業的可擴展性和實際適用性（Chopra & Meindl，2019；Gupta 等，2023）。

**(五)研究差距**

儘管機器學習、穩健最佳化和 TRIZ 技術取得了顯著進步，但它們在庫存管理中的整合仍未得到充分探索。現有的研究通常孤立地討論這些方法，忽略了利用它們的互補優勢來全面解決需求不確定性的機會（Zhao et al., 2021; Kuo & Lin, 2020）。

整合了用於需求預測的 ML、用於決策彈性的穩健最佳化以及用於創新的 TRIZ 的統一框架對於改進庫存管理策略具有巨大的潛力。這樣的框架可以為平衡權衡、提高營運效率和增強不確定環境中的彈性提供變革性解決方案（Mann，2007；Lemke 等，2020）。本研究旨在透過開發和驗證解決傳統庫存管理模型局限性的綜合方法來彌補這一差距。

**三、方法論**

**(一)透過TRIZ理論解決問題**

TRIZ 方法代表創造性問題解決理論，它提供了系統化的工具和原理，可用於確定針對複雜庫存挑戰的創新解決方案。透過利用 TRIZ 原則，組織可以系統地分析其庫存問題並產生創造性的替代方案，不僅可以優化庫存水平，還可以提高整體供應鏈績效。

庫存管理領域的主要挑戰是應對未來需求的不確定性。這種不確定性可能導致庫存過多或缺貨，這都會對營運效率和客戶滿意度產生負面影響。克服需求不確定性帶來的挑戰最簡單的方法是增加生產和補貨數量，如果需求達不到預期，這也會導致持有成本增加和潛在浪費。

為了解決因未來需求的不確定性而難以做出適當決策而導致的服務水準較低的問題，最簡單的做法是直接提升生產量及重新訂購量，然而，此種決策將導致過多的存貨，進而導致總成本的增加。因此，利用48個工程參數，應增強參數10（物料數量），以增加生產和補貨數量，以因應不確定的客戶需求。但如果增加生產和補貨數量，就會導致參數31（物體所受的有害效能）惡化，進而增加總成本。在這種情況下，就會暴露出技術矛盾，並且可以透過矛盾矩陣中相應的發明原理來解決。表 1 顯示了此案例的部分 TRIZ 矛盾矩陣。

表 1. 本案例之矛盾矩陣

|  |  |
| --- | --- |
| Worsening Feature  Improving Feature | 31.物體所受的有害效能 |
| 10.物料數量 | 35.參數改變、  40.複合材料、  3.局部品質、12.等勢性 |

在矛盾矩陣中參數10和31相交的點，對應的發明原理是：3.局部品質、12.等勢性、35.參數改變、40.複合材料。在這項研究中，所使用的關鍵發明原理是12.等勢性，而另一個被認為是可以更有效地解決問題的支持思想。

在40 條發明原理的啟發下，受原理12「等勢」的啟發，我們將決策問題轉化為可以透過使用穩健的最佳化技術來解決的數學問題，該技術可用於識別最佳解決方案，同時適應各種限制和不確定性固有的問題。穩健最佳化是一種透過使用歷史資料建立優化過程中使用的不確定性集合來應對需求不確定性的最佳化技術。

將問題轉化為數學框架後，我們透過結合其他發明原理來增強​​了整體框架。原則40，複合材料，由於穩健最佳化方法中使用的不確定性集合是根據歷史數據構建的，因此我們可以利用機器學習技術的優勢來預測未來的需求，並利用這些預測來細化不確定性集合，最終導致更準確、更有效率的決策結果。

在這種情況下，將有一個稱為「權重」的超參數，用於確定要整合到不確定性集中的預測需求的比例。透過採用原則 35（參數改變），我們可以調整超參數來優化模型的效能，確保其有效適應需求波動，同時保持針對不可預見的變化的穩健性。

最後，考慮到原則 3（局部品質），我們根據產品的需求模式將產品分為三組：高、中、低變異性。受 ABC 庫存控制概念的啟發，表 2 顯示 A 類產品只獲得了 20% 的數量，但為公司帶來了 80% 的價值。這種分類使管理人員能夠優先關注高可變性產品，以節省更多成本並賺取更多利潤。

表 2. ABC庫存控制百分比

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 類別 | 數量(%) | 價值(%) |
| A | 20 | 80 |
| B | 30 | 15 |
| C | 50 | 5 |

**(二)穩健最佳化**

此本文中，我們將決策問題轉換為數學模型，然後利用穩健最佳化方法進行數學模型的求解。穩健最佳化數學模型的標準形式如(1)所示，為不確定性集合之數量，為決策問題所考慮的階段數量，代表第個不確定性集合，、和皆為特定問題的問題參數。因此，穩健最佳化的核心概念是獲得在不確定性集合上平均表現良好的決策。其中不確定性是由歷史資料所建構出的超矩形範圍，如(2)所示，是控制此不確定性集合範圍大小的參數，而-範數則代表向量中元素取絕對值得最大值。

|  |  |
| --- | --- |
|  | () |
| s.t. |  |
|  | () |

由於穩健最佳化將考慮所有不確定性集合內之所有可能進行限制，因此一般傳統的穩健最佳化在時間計算複雜度而言將會耗費非常久的時間，因此我們能透過近似方法求得次佳解，而最常見的近似方法有線性化決策(linear decision rule)和有限適應性(finite adaptability)方法。

**(三)機器學習**

在此研究中，我們將透過機器學習預測未來需求，以建構穩健最佳化模型中的混合不確定性集合。需求預測在機器學習領域中屬於時間序列以及迴歸問題的領域，常見的時間序列預測模型有ARIMA及SARIMA，而常見的迴歸問題預測模型包含隨機森林(random forest)及決策樹(decision tree)。為了簡化研究流程，此研究將暫時先以整體性能最佳的隨機森林作為未來需求預測之模型。

在建構機器學習預測模型前，資料預處理是非常關鍵的步驟，適當的預處理方式將得到較佳的預測結果。對於時間序列資料而言，常見的衍伸特徵有滯後特徵(lag feature)和移動平均(rolling mean)，透過不同的窗口(windows)數量將可以產生大量的衍伸特徵。

因此在本研究中，我們將先進行簡易的資料預處理，並建構隨機森林預測模型進行未來需求的預測，我們使用超參數 代表不確定性集合中預測資料的比例。接著將利用歷史資料與預測資料進行不確定性集合的建構，最後將進行穩健最佳化的近似求解。

**四、數值案例探討**

本章中，我們將利用 (Bertsimas 等人，2023) 所提出的兩個存貨管理案例探討所提出的模型之性能，我們將性能指標分為兩項：總成本、計算時間。總成本即為各階段之生產成本、持有成本以及延遲交貨成本的總和；計算時間為模型所需的擬合時間。

**(一)三階段存貨管理案例**

本節我們將利用一個三階段之存貨管理問題進行模型性能之評估。由於需求數據僅包含三階段資料，機器學習模型的預測上會是較大的挑戰，因此本節中僅展示穩健最佳化方法即使在需求不確定性情況下，也能夠有效地對未曾看過的需求數據（意即未來需求）做出適當的決策。

**1.問題描述**

本實驗考慮一個出版商之庫存補貨之問題，假設零售商數量為 ，其所面臨到的決策問題時間軸為一週，由星期日開始，星期六結束。此決策問題描述如下：

* 星期日：一週的開始，出版商將決定要運送至各個零售商之生產量，，以及運送至倉庫之生產量，。因此，每一週之總生產量即為，在此我們先不考慮產能限制，而單位生產成本為 。
* 星期日至星期二：當生產量決策完成後，各個零售商將使用其 單位之產品來滿足第一階段的客戶需求 。因此，各零售商在第一階段之期末庫存量即為 。
* 星期三：在此日中，出版商將進行第二階段的補貨決策，運送至各零售商之補貨數量，，將被決定。由於此階段之補貨將從倉庫所持有之庫存量進行補貨，因此補貨總量 將不得大於倉庫既有庫存 。而每單位補貨運輸成本為 。
* 星期三至星期六：當補貨決策完成後，各零售商將使用其 之庫存量滿足第二階段之消費者需求 。因此，各零售商在第二階段之期末存貨量即為 。
* 星期六：在最後一天時，此出版商將須考慮各零售商之期末持有（）、延遲交貨成本（），以及倉庫剩餘庫存之持有成本。

**2.轉化為穩健最佳化數學模型**

將第一小節之決策問題轉化為穩健最佳化數學模型後，透過有限適應性方法，我們可以透過求解下列數學模型以得到第一階段之生產決策 以及第二階段之補貨決策 。

|  |
| --- |
|  |
| s.t. |
|  |
|  |
|  |
|  |
|  |

其中 與 分別為第 階段，第 個零售商，在第 個歷史資料與第 個不確定性集合的需求最大與最小值。其目的是由於穩健最佳化將考慮最糟情況下，模型依舊能夠最小化總成本，因此考慮持有成本最糟情況即為考慮需求最小值；考慮延遲交貨成本最糟情況即為考慮需求最大值。

**3.實驗結果**

本節之實驗用數據將考慮三個零售商（）、生產成本（）、持有成本（）、延遲交貨成本（），且考慮無運輸成本（）。各零售商在第一階段之需求量 將由平均值6，標準差2.5的截斷常態分布產生，其下限值為0。第二階段之需求量 將由平均值 ，標準差2.5的截斷常態分佈產生，其下限值為0。我們將考慮三種不同歷史樣本數量作為訓練資料，意即 ，針對每一種 值，我們將產生100次實驗數據以避免隨機性產生的誤差。對於用作於未來需求的測試資料，我們將統一使用一筆10,000樣本的數據。

穩健最佳化之性能結果如圖 1、圖 2及圖 3所示。當不確定性集合較小時，由於模型僅考慮訓練資料（歷史需求）之需求量，因此當遇到未曾看過的測試需求數據（未來需求）時，未能有效地做出適當的決策，導致測試成本過高。當不確定性集合變大時，由於模型訓練階段將考慮最糟情況下的成本，因此訓練數據的成本較高，然而，由於模型考慮更廣泛之需求不確定範圍，當遇到未曾看過的測試資料時，模型依舊能求解出較低成本的次佳決策。而當歷史數據之樣本數變多時，由於模型能考量之不確定性範圍更加廣泛，因此在 時，模型對於未來決策方面能得到最低之成本。

*一張含有 文字, 繪圖, 行, 圖表 的圖片

自動產生的描述*

圖 1. 歷史樣本數量50在不同不確定性集合大小下的訓練資料與測試資料的平均總成本

一張含有 文字, 圖表, 繪圖, 行 的圖片

自動產生的描述

圖 2. 歷史樣本數量200在不同不確定性集合大小下的訓練資料與測試資料的平均總成本

一張含有 文字, 圖表, 繪圖, 行 的圖片

自動產生的描述

圖 3. 歷史樣本數量800在不同不確定性集合大小下的訓練資料與測試資料的平均總成本

**(二)多階段存貨管理案例**

**1.問題描述**

本研究中，我們將考慮和(Bertsimas 等人，2023)第八章相同的數值案例。我們考慮單一產品在不同階段數量下的存貨管理問題。在每個階段 ，將考慮初始庫存單位，且假設，接著將決定每單位生產成本的生產量，為了簡化問題，我們將考慮交貨時間(lead time)為0。每當完成生產量決策後，即可得知該階段之需求，下一階段的期初存貨即表示為 ，因此將產生存貨成本和延遲訂單成本 。

**2.轉化為穩健最佳化數學模型**

此階段仍在進行實驗中，因此暫時無法提供實際結果。

**3.實驗結果**

本研究將主要與(Bertsimas 等人，2023)所提出的SRO-LDR模型進行比較。我們將考慮使用非平穩自迴歸隨機需求 ，其中 。本研究中，為了考量機器學習模型的應用，我們考慮，其餘參數為、、產能上限、生產成本、持有成本、延遲訂單成本，最後一期之延遲訂單成本。我們將考慮三種不同之歷史樣本數，對於每個樣本數我們將隨機產生100筆訓練資料用作穩健最佳化模型的擬合，接著產生10,000筆測試資料作為單一測驗資料集。我們將進行樣本外成本、樣本內成本以及計算時間的性能比較。

**參考文獻**

1. Agrawal, N., & Seshadri, S. (2000). Risk intermediation in supply chains. Operations Research, 48(3), 333-342.
2. Altshuller, G. (1984). The Innovation Algorithm. Technical Innovation Center, Inc.
3. Agrawal, N., & Seshadri, S. (2000). Risk intermediation in supply chains. Operations Research, 48(3), 333-342.
4. Altshuller, G. (1984). The Innovation Algorithm. Technical Innovation Center, Inc.
5. Altshuller, G. (1999). The Innovation Algorithm: TRIZ, systematic innovation and technical creativity. Technical Innovation Center, Inc.
6. Ben-Tal, A., El Ghaoui, L., & Nemirovski, A. (2009). Robust Optimization. Princeton University Press.
7. Bertsimas, D., & Sim, M. (2004). The price of robustness. Operations Research, 52(1), 35-53.
8. Bertsimas, D., Shtern, S., & Sturt, B. (2023). A data-driven approach to multistage stochastic linear optimization. *Management Science*, *69*(1), 51-74.
9. Brownlee, J. (2017). Deep Learning for Time Series Forecasting. Machine Learning Mastery.
10. Choi, T.-M., Wallace, S. W., & Wang, Y. (2018). Big data analytics in operations management. Production and Operations Management, 27(10), 1868–1881.
11. Chopra, S., & Meindl, P. (2019). Supply Chain Management: Strategy, Planning, and Operation. Pearson.
12. Fildes, R., Goodwin, P., Lawrence, M., & Nikolopoulos, K. (2008). Effective forecasting and judgmental adjustments: An empirical evaluation and strategies for improvement. International Journal of Forecasting, 24(1), 3-19.
13. Goh, J., & Sim, M. (2010). Distributionally robust optimization and its tractable approximations. Operations Research, 58(4), 902-917.
14. Huang, G. Q. (2020). Smart solutions in supply chain management. Computers & Industrial Engineering, 139, 105554.
15. Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2018). Forecasting: Principles and Practice. OTexts.
16. Ikovenko, S., & Litvin, S. (2016). TRIZ in manufacturing. TRIZ Journal, 22(2), 35-42.
17. Kuo, R., & Lin, C. (2020). Decision making in supply chains: A hybrid TRIZ-optimization approach. International Journal of Production Research, 58(5), 1253-1270.
18. Lemke, F., Gabryelczyk, R., & Nowicka, K. (2020). Advancing decision-making with hybrid approaches. Journal of Business Research, 119, 220-231.
19. Makridakis, S., Spiliotis, E., & Assimakopoulos, V. (2018). Statistical and machine learning forecasting methods: Concerns and ways forward. PLoS ONE, 13(3), e0194889.
20. Mann, D., & Domb, E. (2003). 40 Principles: TRIZ Keys to Technical Innovation. Technical Innovation Center.
21. Simchi-Levi, D., Kaminsky, P., & Simchi-Levi, E. (2014). Designing and Managing the Supply Chain. McGraw-Hill Education.
22. Silver, E. A., Pyke, D. F., & Thomas, D. J. (2016). Inventory and Production Management in Supply Chains. CRC Press.
23. Tang, C. S. (2006). Perspectives in supply chain risk management. International Journal of Production Economics, 103(2), 451-488.
24. Wang, J., & Sarkis, J. (2013). Investigating uncertainty and risk management in supply chains. International Journal of Production Research, 51(21), 6374-6393.
25. Zhao, X., Goodfellow, I., & Lin, J. (2023). Hybrid machine learning and robust optimization models in inventory management. Journal of Operations Research, 35(4), 712-729.