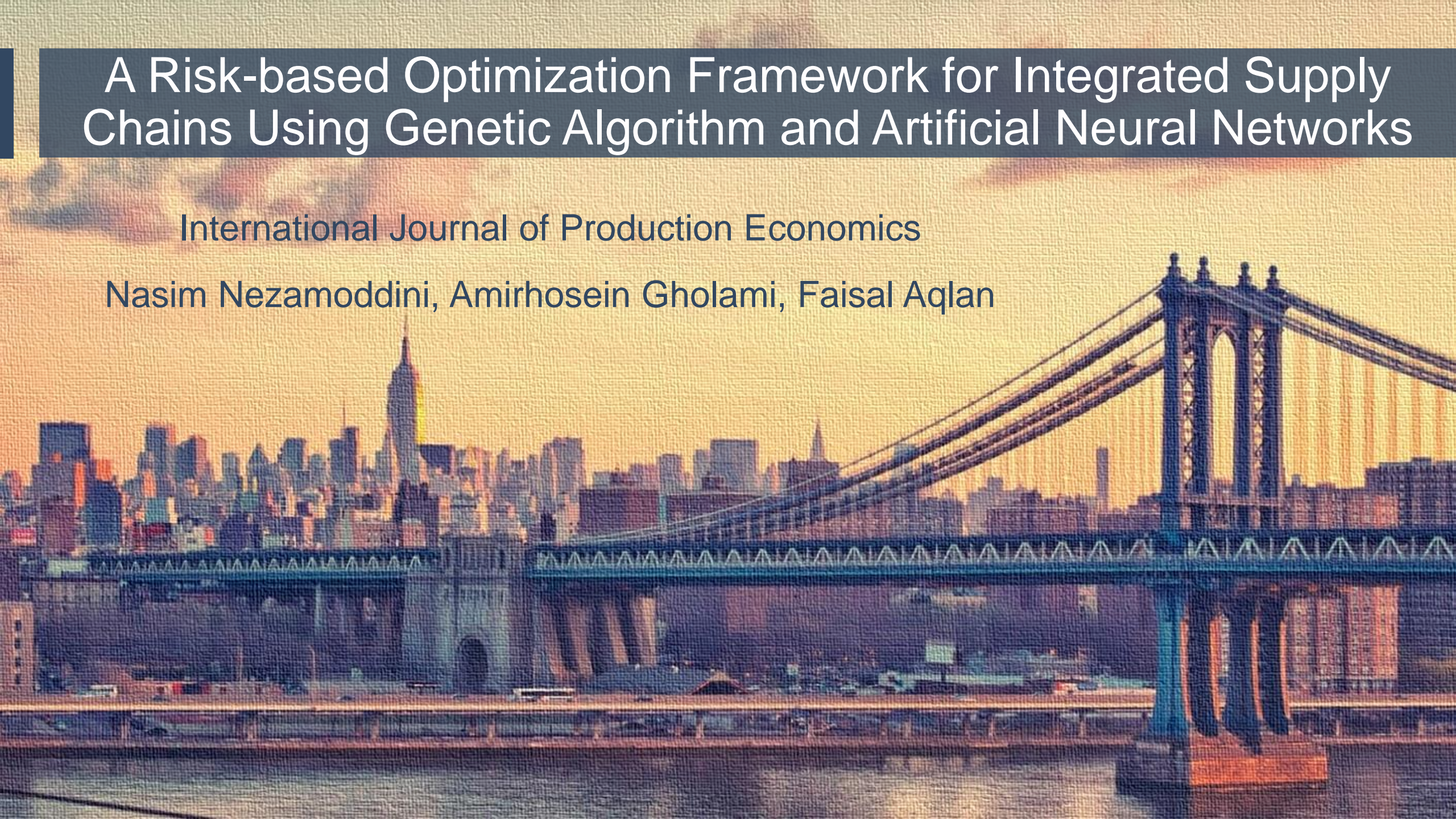


# A Risk-based Optimization Framework for Integrated Supply Chains Using Genetic Algorithm and Artificial Neural Networks

International Journal of Production Economics

Nasim Nezamoddini, Amirhosein Gholami, Faisal Aqlan







# 目录

- 1 { 问题来源
- 2 { 解决什么问题
- 3 { 问题解决效果
- 4 { 创新点
- 5 { 启发

# 1 问题来源

- 如今，供应链(SCs)在市场、技术和政策频繁变化的动态环境中运行。
- 为了在当前高度不稳定的环境中生存，企业必须迅速而适当地做出反应，将意外变化的负面结果降至最低。
- 中断、延迟和需求不确定性是供应链风险的主要来源，它们给系统的一个或多个部分带来了意想不到的惩罚和修复成本。
- 根据英国标准协会(BSI)的数据，由于供应链中不同类型的中断，企业每年损失超过3000亿美元。
- 这些中断包括自然灾害造成的300亿美元损失和被盜货物造成的230亿美元损失。供应链中断造成的延迟也会间接影响客户满意度，尤其是在现代制造业广泛采用的准时制系统中。
- 尽管JIT系统中库存水平较低提高了效率和成本节约。这也使得JIT系统容易受到供应中断、设备故障和延迟的影响。
- 设计具有预先确定的恢复措施的更强健的供应链可以显著减少不希望的延迟和成本，并提高客户满意度。
- 基于上述问题，本研究提出了一个供应链网络设计和规划的综合框架。它为在环境和系统本身不确定性影响下运行的系统提供了稳健的管理解决方案。



## 2 解决什么问题

在本研究中，考虑了一个典型的供应链，它由相互连接的组件网络组成，包括向最终用户客户或市场交付产品的供应商、制造厂和分销中心。

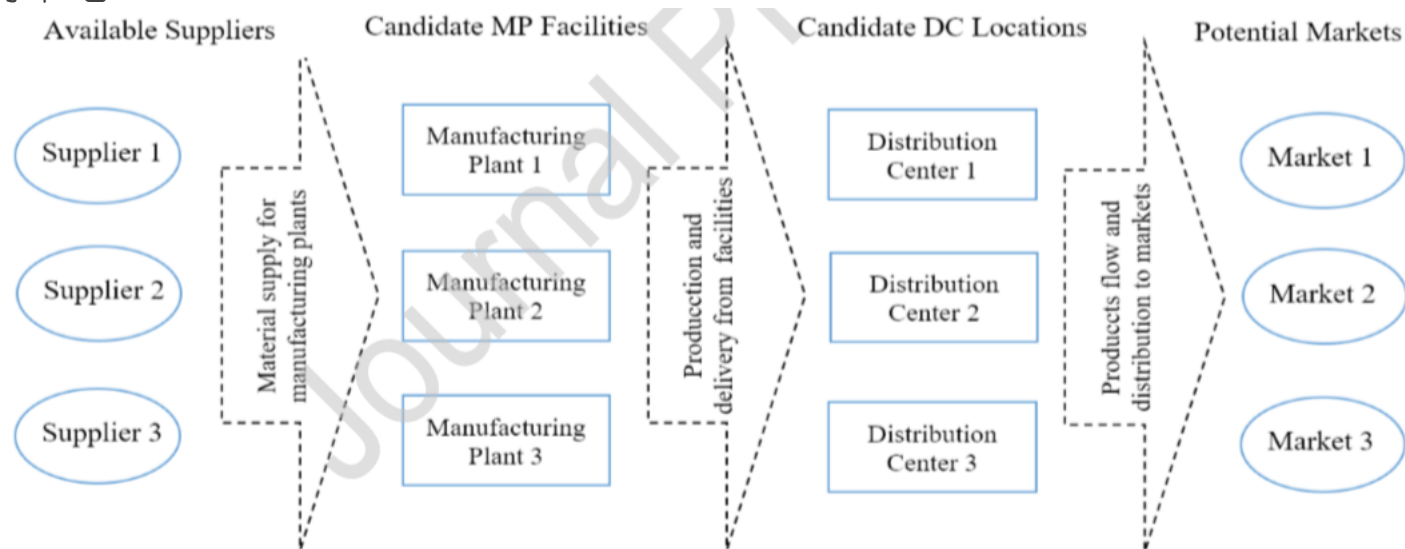


Figure 1: A typical supply chain network elements

该系统的管理涉及三个主要层次的决策：战略、战术和运营决策

- 战略决策：供应商选择、设施位置和工厂产能等，相当于网络拓扑设计，包括节点选择、链路选择和容量分配
- 战术决策：不同节点之间的交互，它们是基于需求、价格和运营时间的预测来定义的，以最大化该期间的利润
- 运营决策：处理满足客户实际订单的每日或每周选择，决策者试图以最具成本效益的方式满足客户的需求

该研究的主要目标是确定战略和战术决策，同时最大化系统的预期利润。

# 2.1 数学模型

数学模型：处理供应链设计和规划决策的方法。该模型的符号如下所示：

## Indices

$i$	Supplier index
$j$	MP index
$k$	DC index
$l$	Market index
$p$	Period index
$s$	Scenario index
$t$	Time index

## Sets

$A$	Set of suppliers
$B$	Set of MPs
$C$	Set of DCs
$D$	Set of markets
$P$	Set of periods
$S$	Set of scenarios
$T$	Set of time

## Variables

$d_{l,p,t,s}$	Met demand of market $l$ at time $t$ of period $p$ in scenario $s$
$f_{i,j,p,t,s}^{Sup}$	Flow from supplier $i$ to MP $j$ at time $t$ of period $p$ in scenario $s$
$f_{j,k,p,t,s}^{MP}$	Flow from MP $j$ to center $k$ at time $t$ of period $p$ in scenario $s$
$f_{k,l,p,t,s}^{DC}$	Flow from DC $k$ to market $l$ at time $t$ of period $p$ in scenario $s$
$h_{k,p,t,s}$	Inventory in DC $k$ at time $t$ of period $p$ in scenario $s$
$q_{i,p}^{Sup}$	Material supply from supplier $i$ in period $p$
$q_{j,p}^{MP}$	Available products in MP $j$ for DCs in period $p$
$u_j^{MP}$	Capacity of MP $j$
$u_k^{DC}$	Capacity of DC $k$
$v_{l,p,t,s}$	Salvage of market $l$ at time $t$ of period $p$ in scenario $s$
$x_i^{Sup}$	Binary variable to show the selection of supplier $i$
$x_j^{MP}$	Binary variable to show the selection of MP $j$
$x_k^{DC}$	Binary variable to show the selection of DC $k$
$x_l^{Mar}$	Binary variable to show the selection of market $l$
$y_{i,j,p}^{Sup}$	Supply plan of supplier $i$ for MP $j$ in period $p$
$y_{j,k,p}^{MP}$	Plan for sending product from plant $j$ to DC $k$ in period $p$
$y_{k,l,p}^{DC}$	Distribution plan of DC $k$ for market $l$ in period $p$
$z_{l,p,t,s}$	Unmet demand of market $l$ at time $t$ of period $p$ in scenario $s$

## Parameters

$F_{i,t,s}^{Sup}$	Flow cost of supplier $i$ at time $t$ in scenario $s$
$F_{j,t,s}^{MP}$	Flow cost of manufacturing plant $j$ at time $t$ in scenario $s$
$F_{k,t,s}^{DC}$	Flow cost of distribution center $k$ at time $t$ in scenario $s$
$H_k$	Holding cost in distribution center $k$
$M$	Large number
$P_s$	Probability of scenario $s$
$Q_i^{Sup}$	Cost of material supply of supplier $i$
$R$	Risk preference
$U_j^{MP}$	Cost of increasing capacity in manufacturing plant $j$
$U_k^{DC}$	Cost of increasing capacity in distribution center $k$
$V_l$	Salvage cost in market $l$
$X_i^{Sup}$	Cost of selecting supplier $i$
$X_j^{MP}$	Cost of selecting manufacturing plant $j$
$X_k^{DC}$	Cost of selecting distribution center $k$
$X_l^{Mar}$	Cost of selecting market $l$
$Z_l$	Penalty cost for unmet demand in market $l$
$\bar{Z}$	Threshold for total unmet demand

## Random Parameters

$\Gamma_{i,s}^{Sup}$	Supply delivery time of supplier $i$ in scenario $s$
$\Gamma_{j,s}^{MP}$	Production time of manufacturing plant $j$ in scenario $s$
$\Gamma_{k,s}^{DC}$	Distribution time of distribution center $k$ in scenario $s$
$\Lambda_{i,p,t,s}^{Sup}$	Failure of supplier $i$ at time $t$ of period $p$ in scenario $s$
$\Lambda_{j,p,t,s}^{MP}$	Failure of manufacturing plant $j$ at time $t$ of period $p$ in scenario $s$
$\Lambda_{k,p,t,s}^{DC}$	Failure of distribution center $k$ at time $t$ of period $p$ in scenario $s$
$\Theta_{l,p,t,s}$	Price uncertainty of market $l$ at time $t$ of period $p$ in scenario $s$
$\Xi_{k,p,t,s}$	Inventory failure rate in storage $k$ at time $t$ of period $p$ in scenario $s$
$\Upsilon_{j,p,t,s}^{MP}$	Capacity failure of manufacturing plant $j$ at time $t$ of period $p$ in scenario $s$
$\Upsilon_{k,p,t,s}^{DC}$	Capacity failure of distribution center $k$ at time $t$ of period $p$ in scenario $s$
$\Upsilon_{i,p,t,s}^{Sup}$	Capacity failure of supplier $i$ at time $t$ of period $p$ in scenario $s$
$\Omega_{l,p,t,s}$	Demand of market $l$ at time $t$ of period $p$ in scenario $s$



# 2.1 数学模型

数学模型：处理供应链设计和规划决策的方法。该模型的等式在(1)到(21)中给出：

$$\begin{aligned}
 \max \quad & - \sum_{i \in A} X_i^{Sup} x_i^{Sup} - \sum_{j \in B} X_j^{MP} x_j^{MP} - \sum_{k \in C} X_k^{DC} x_k^{DC} - \sum_{l \in D} X_l^{Mar} x_l^{Mar} - \sum_{j \in B} U_j^{MP} u_j^{MP} - \sum_{k \in C} U_k^{DC} u_k^{DC} + \sum_{s \in S} P_s \sum_{p \in P} \\
 & \sum_{t \in T} [ - \sum_{i \in A} Q_i^{Sup} q_i^{Sup} + \sum_{l \in D} (\theta_{l,p,t,s} d_{l,p,t,s} + V_l v_{l,p,t,s} - Z_l z_{l,p,t,s}) - \sum_{k \in C} H_k h_{k,p,t,s} - \sum_{i \in A} \sum_{j \in B} F_{i,t,s}^{Sup} f_{i,j,p,t,s}^{Sup} \\
 & - \sum_{j \in B} \sum_{k \in C} F_{j,t,s}^{MP} f_{j,k,p,t,s}^{MP} - \sum_{k \in C} \sum_{l \in D} F_{k,t,s}^{DC} f_{k,l,p,t,s}^{DC} ] \quad (1)
 \end{aligned}$$

subject to

$$\begin{aligned}
 u_j^{MP} &\leq \bar{M} x_i^{Sup} & \forall j \in B & \quad (2) \\
 u_k^{DC} &\leq \bar{M} x_j^{MP} & \forall k \in C & \quad (3) \\
 y_{i,j,p}^{Sup} &\leq \bar{M} (x_i^{Sup} x_j^{MP}) & \forall i \in A, \forall j \in B, \forall p \in P & \quad (4) \\
 y_{j,k,p}^{MP} &\leq \bar{M} (x_j^{MP} x_k^{DC}) & \forall j \in B, \forall k \in C, \forall p \in P & \quad (5) \\
 y_{k,l,p}^{DC} &\leq \bar{M} (x_k^{DC} x_l^{Mar}) & \forall k \in C, \forall l \in D, \forall p \in P & \quad (6) \\
 \sum_{j \in B} y_{i,j,p}^{Sup} &= 1 & \forall i \in A, \forall p \in P & \quad (7) \\
 \sum_{k \in C} y_{j,k,p}^{MP} &= 1 & \forall j \in B, \forall p \in P & \quad (8) \\
 \sum_{l \in D} y_{k,l,p}^{DC} &= 1 & \forall k \in C, \forall p \in P & \quad (9)
 \end{aligned}$$

# 2.1 数学模型

$$\sum_{i \in A} y_{i,j,p}^{Sup} q_j^{Sup} \leq u_j^{MP} \quad \forall j \in B, \forall p \in P \quad (10)$$

$$\sum_{j \in B} y_{j,k,p}^{MP} q_j^{MP} \leq u_k^{DC} \quad \forall k \in C, \forall p \in P \quad (11)$$

$$\sum_{i \in A} y_{i,j,p}^{Sup} q_j^{Sup} = q_{j,p}^{MP} \quad \forall j \in B, \forall p \in P \quad (12)$$

$$f_{i,j,p,t,s}^{Sup} = y_{i,j,p}^{Sup} q_i^{Sup} (1 - \gamma_{i,p,t,s}^{Sup}) (1 - \lambda_{i,p,t,s}^{Sup}) \quad \forall i \in A, \forall j \in B, \forall p \in P, \forall t \in T, \forall s \in S \quad (13)$$

$$f_{j,k,p,t,s}^{MP} = y_{j,k,p}^{MP} \left( \sum_{i \in A | t > \Gamma_{i,s}^{Sup}} f_{j,i,p,t}^{Sup} - \Gamma_{j,s}^{Sup} \right) (1 - \gamma_{j,p,t,s}^{MP}) (1 - \lambda_{j,p,t,s}^{MP}) \quad \forall j \in B, \forall k \in C, \forall p \in P, \forall t \in T, \forall s \in S \quad (14)$$

$$f_{k,l,p,t,s}^{DC} = y_{k,l,p}^{DC} \left( \sum_{j \in B | t > \Gamma_{j,s}^{MP}} f_{j,k,p,t}^{MP} - \Gamma_{j,s}^{MP} \right) (1 - \gamma_{k,p,t,s}^{DC}) (1 - \lambda_{k,p,t,s}^{DC}) \quad \forall k \in C, \forall l \in D, \forall p \in P, t = 1, \forall s \in S \quad (15)$$

$$f_{k,l,p,t,s}^{DC} = y_{k,l,p}^{DC} \left( \sum_{j \in B | t > \Gamma_{j,s}^{MP}} f_{j,k,p,t}^{MP} - \Gamma_{j,s}^{MP} + h_{k,p,t-1,s} (1 - \varepsilon_{k,p,t,s}) \right) (1 - \gamma_{k,p,t,s}^{DC}) (1 - \lambda_{k,p,t,s}^{DC}) \quad \forall k \in C, \forall l \in D, \forall p \in P, \forall t \in \{2 \dots T\}, \forall s \in S \quad (16)$$

$$\sum_{j \in B | t > \Gamma_{j,s}^{MP}} f_{j,k,p,t}^{MP} - \Gamma_{j,s}^{MP} = \sum_{l \in D} f_{k,l,p,t,s}^{DC} + h_{k,p,t,s} \quad \forall k \in C, \forall p \in P, t = 1, \forall s \in S \quad (17)$$

$$\sum_{j \in B | t > \Gamma_{j,s}^{MP}} f_{j,k,p,t}^{MP} - \Gamma_{j,s}^{MP} + h_{k,p,t-1,s} (1 - \varepsilon_{k,p,t,s}) = \sum_{l \in D} f_{k,l,p,t,s}^{DC} + h_{k,p,t,s} \quad \forall k \in C, \forall p \in P, \forall t \in \{2 \dots T\}, \forall s \in S \quad (18)$$

$$\sum_{k \in C | t > \Gamma_{k,s}^{DC}} f_{k,l,p,t}^{DC} - \Gamma_{k,s}^{DC} + z_{l,p,t,s} = \Omega_{l,p,t,s} + v_{l,p,t,s} \quad \forall l \in D, \forall p \in P, \forall t \in T, \forall s \in S \quad (19)$$

$$d_{l,p,t,s} = \Omega_{l,p,t,s} - z_{l,p,t,s} \quad \forall l \in D, \forall p \in P, \forall t \in T, \forall s \in S \quad (20)$$

$$Pr \left\{ \frac{\sum_{t \in T} \sum_{l \in D} z_{l,t,s}}{\sum_{t \in T} \sum_{l \in D} \Omega_{l,t,s}} \geq \tilde{Z} \right\} \leq R \quad (21)$$



## 2.2 解决方法

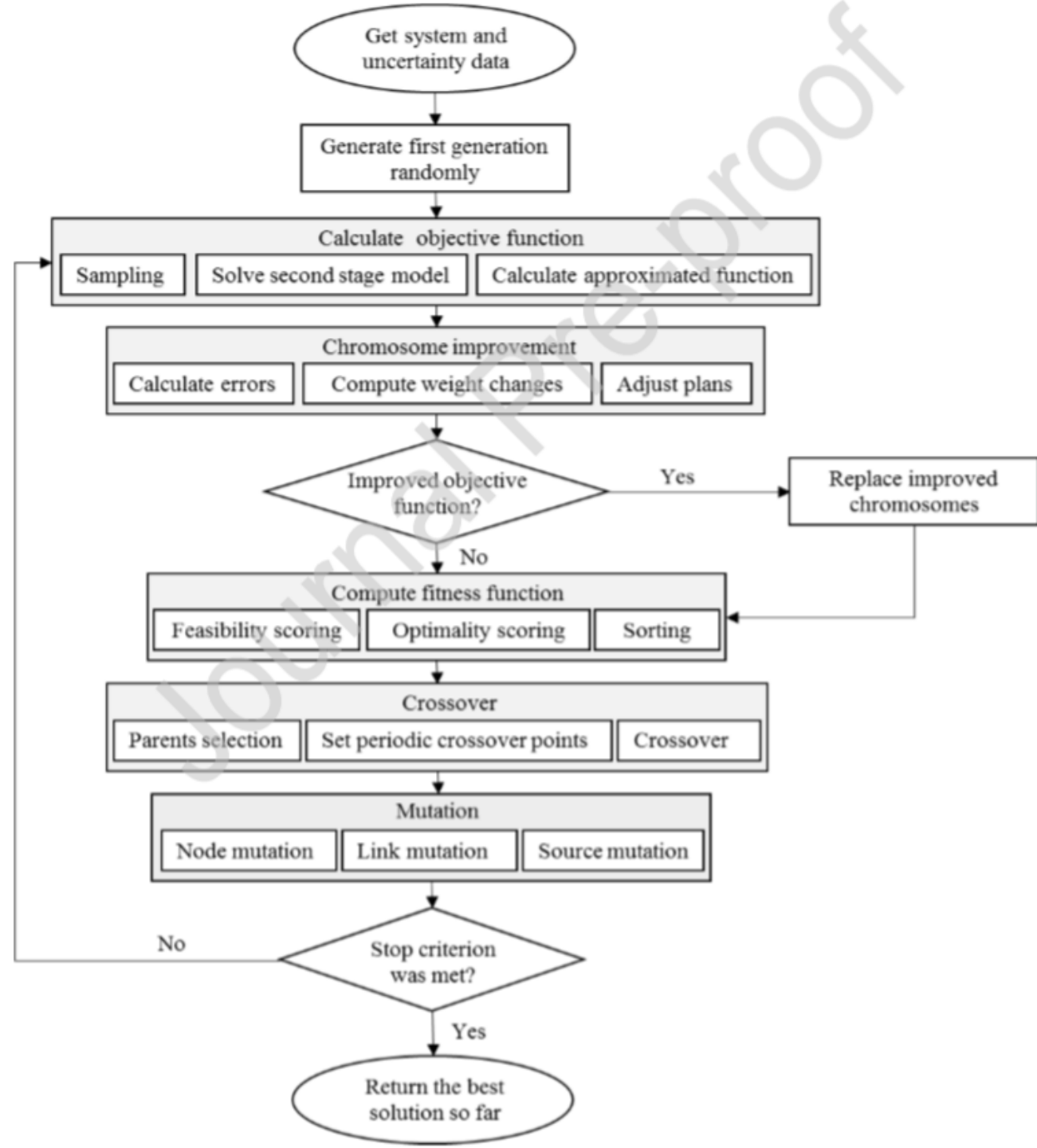
该模型求解是一个NP难问题。

为了处理这种复杂性，使用带有特殊编码和学习机制的遗传算法来求解该模型。

选择遗传算法的主要原因是它在不确定环境中解决网络设计和SCND问题的能力。

解决方法：提出了一种新的改进遗传算法，总体框架如图所示。

在每一代中，在计算目标函数值后，染色体被修改并检查可能的改进。在改进的情况下，它们被修改过的染色体所取代。一旦计算出它们的适应度函数，它们就参与交叉和变异过程。





## 2.2.1 遗传算法编码

提出了一种基于链路比例流的编码方案：

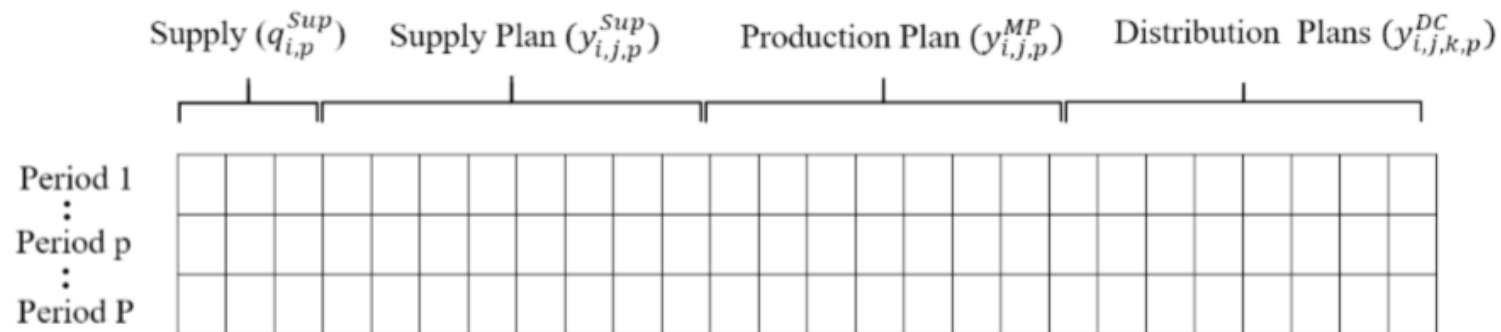


Figure 3: A typical GA chromosome

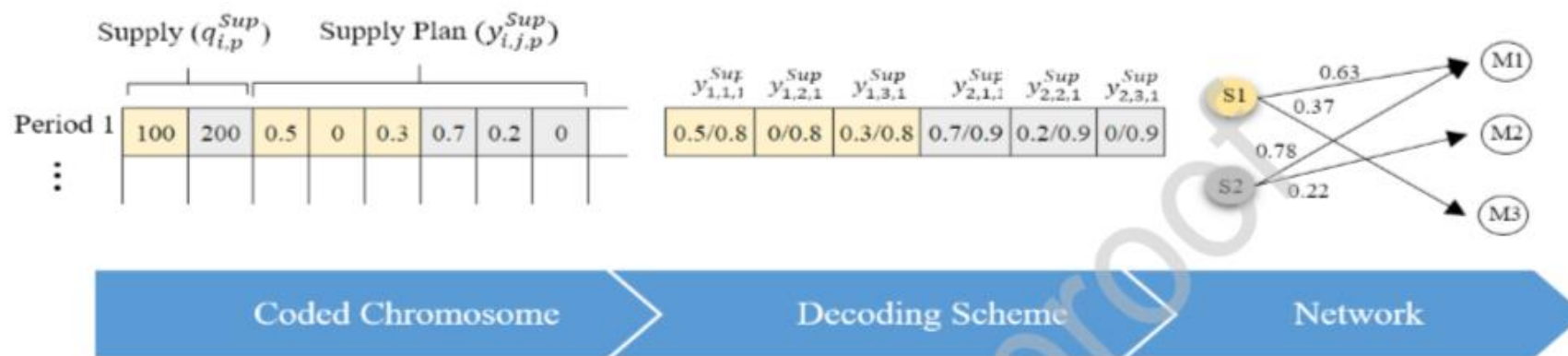


Figure 4: The proposed GA encoding

## 2.2.1 遗传算法编码

在每种情况下，通过用以下目标函数求解第二阶段的数学模型来计算运营决策。战术决策在第二阶段模型中被替换，并将受到等式(13)至(20)中所示的约束。

$$\begin{aligned} \max \quad & \sum_{p \in P} \sum_{t \in T} \left[ - \sum_{i \in A} Q_i^{Sup} q_i^{Sup} + \sum_{l \in D} (\Theta_{l,p,t,s} d_{l,p,t,s} + V_l v_{l,p,t,s} - Z_l z_{l,p,t,s}) - \sum_{k \in C} H_k h_{k,p,t,s} - \sum_{i \in A} \sum_{j \in B} F_{i,t,s}^{Sup} f_{i,j,p,t,s}^{Sup} \right. \\ & \left. - \sum_{j \in B} \sum_{k \in C} F_{j,t,s}^{MP} f_{j,k,p,t,s}^{MP} - \sum_{k \in C} \sum_{l \in D} F_{k,t,s}^{DC} f_{k,l,p,t,s}^{DC} \right] \end{aligned} \quad (22)$$

基于所提出的编码程序，每条染色体使用以下步骤解码，其中 $Gen(g)$ 用来显示染色体的 $g^{th}$ 基因组上的编码：

Step 1:  $q_{i,p}^{Sup} \leftarrow Gen(g)$ ,  $\forall i \in A, \forall p \in P$  Determine the amount of material supply of supplier  $i$  for period  $p$

Step 2:  $y_{i,j,p}^{Sup} \leftarrow Gen(g)$ ,  $\forall i \in A, \forall j \in B, \forall p \in P$  Determine supply plan of supplier  $i$  to MP  $j$  for period  $p$  until all suppliers are planned:

$$y_{i,j,p}^{Sup} = \frac{Gen(g)}{\sum_{g \in B} Gen(g)} \quad (23)$$

Step 3:  $y_{j,k,p}^{MP} \leftarrow Gen(g)$ ,  $\forall j \in B, \forall k \in C, \forall p \in P$  Calculate production plans of MP  $j$  to DC  $k$  for period  $p$ :

$$y_{j,k,p}^{MP} = \frac{Gen(g)}{\sum_{g \in C} Gen(g)} \quad (24)$$



## 2.2.1 遗传算法编码

Step 4:  $y_{k,l,p}^{DC}/y_{i,p}^{IN} \leftarrow \text{Gen}(g), \forall k \in C, \forall l \in D, \forall p \in P$  Calculate distribution plan of DC  $i$  to market  $j$  for period  $p$ :

$$y_{k,l,p}^{DC} = \frac{\text{Gen}(g)}{\sum_{g \in C+1} \text{Gen}(g)} \quad (25)$$

$$y_{i,p}^{IN} = 1 - \sum_{k \in C} y_{k,l,p}^{DC} \quad (26)$$

Step 5: Repeat the same steps until the plans for all periods are determined.

Step 6: Calculate the capacity of each manufacturing plant as a maximum of productions in different periods:

$$U_j^{MP} = \max \left( \sum_{i \in A} y_{i,j,1}^{Sup} q_{i,1}^{Sup}, \dots, \sum_{i \in A} y_{i,j,p}^{Sup} q_{i,p}^{Sup}, \dots, \sum_{i \in A} y_{i,j,P}^{Sup} q_{i,P}^{Sup} \right) \quad (27)$$

Step 7: Calculate the capacity of each distribution center as a maximum of productions in different periods:

$$U_k^{DC} = \max \left( \sum_{j \in B} y_{j,k,1}^{MP} q_{j,1}^{MP}, \dots, \sum_{j \in B} y_{j,k,p}^{MP} q_{j,p}^{MP}, \dots, \sum_{j \in B} y_{j,k,P}^{MP} q_{j,P}^{MP} \right) \quad (28)$$

Step 8: Determine network topology by removing nodes that no tactical plan is defined for them:

If  $\sum_{p \in P} \sum_{i \in A} y_{i,j,p}^{Sup} = 0$  then  $x_i^{Sup} = 0$  else  $x_i^{Sup} = 1$

If  $\sum_{p \in P} \sum_{j \in B} y_{j,k,p}^{MP} = 0$  then  $x_j^{MP} = 0$  else  $x_j^{MP} = 1$

If  $\sum_{p \in P} \sum_{k \in C} y_{k,l,p}^{DC} = 0$  then  $x_k^{DC} = 0$  else  $x_k^{DC} = 1$

If  $\sum_{j \in C} y_{k,l,p}^{DC} = 0$  then  $x_l^{Mar} = 0$  else  $x_l^{Mar} = 1$

## 2.2.2 计算适合度函数

基于解的最优性和可行性来计算解的适合度，个体基于他们选择的随机样本来计算可行性和最优性分数来评估。通过将个体染色体的近似目标函数除以群体中的最大目标函数来计算个体染色体 $m$ 的最优性得分函数 $\lambda(m)$ 。为了计算可行性分数 $\lambda'(m)$ ，针对每个场景求解第二阶段模型，并且为该解决方案满足约束(29)的场景总数计数并存储为 $n$ 。

$$\frac{\sum_{t \in T} \sum_{l \in D} Z_{l,t,s}}{\sum_{t \in T} \sum_{l \in D} \Omega_{l,t,s}} \geq \tilde{Z} \quad (29)$$

无参数罚函数用于从机会约束方程衡量违规。对于群体中的个体 $k$ ，罚函数由等式(30)计算。

$$\vartheta(m) = \max(0, \frac{n}{S} - R) \quad (30)$$

可行性得分使用以下等式计算，其中 $\vartheta_{max}$ 是群体中的最大惩罚值：

$$\lambda'(m) = \frac{\vartheta_{max} - \vartheta(m)}{\vartheta_{max}} \quad (31)$$

使用等式(32)将世代 $l$ 个体 $m$ 的最终适合度函数计算为可行性和最优性得分的加权和。

$$Fitness = \mu_l \lambda(m) + (1 - \mu_l) \lambda'(m) \quad (32)$$

$\mu_l$ 的值由用户定义的范围 $(\mu^{Min}, \mu^{Max})$ 限定。使用以下方程计算 $\mu_l$ ， $\mu_{l+1} = \mu_l - \frac{\Delta\mu}{L}$  (33)

其中 $L$ 显示总世代数，并设置 $\mu_1$ 为上限 $\mu^{Max}$ 。

$$\Delta\mu = \frac{\mu^{Max} - \mu^{Min}}{L} \quad (34)$$



## 2.2.3 交叉和变异

- 交叉：个体根据他们的适应度函数和轮盘赌方法选择交叉。具有较高适应度函数的解决方案有更多的选择机会。对于交叉点，应用P点交叉点，在每个周期计划中选择一个交叉点。
- 变异：设计了三种类型的突变，包括节点突变、链接突变和源突变。
  - 节点突变从解决方案网络中移除一个或多个节点及其事务(即链接)(参见图5)。

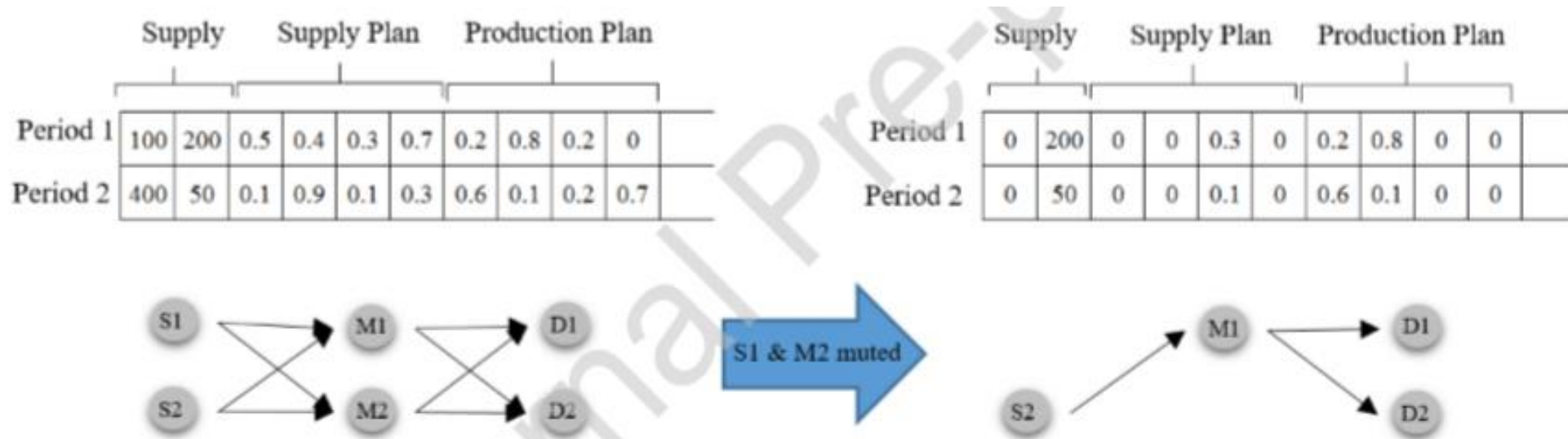


Figure 5: An example of node mutation

- 链接和源突变与常规遗传算法突变相同，每个周期的变化计划基于预定义的突变概率和可变范围。

## 2.2.4 解决方案改进

在遗传算法的每次迭代中，基于从市场节点收到的反馈来改进解，以增加需求和供给之间的匹配。在本文中，人工神经网络用于从不同的进化迭代中动态地学习模式，并用其发现来指导遗传算法。在这些网络中，估计误差用于校正神经网络不同层上的权重。

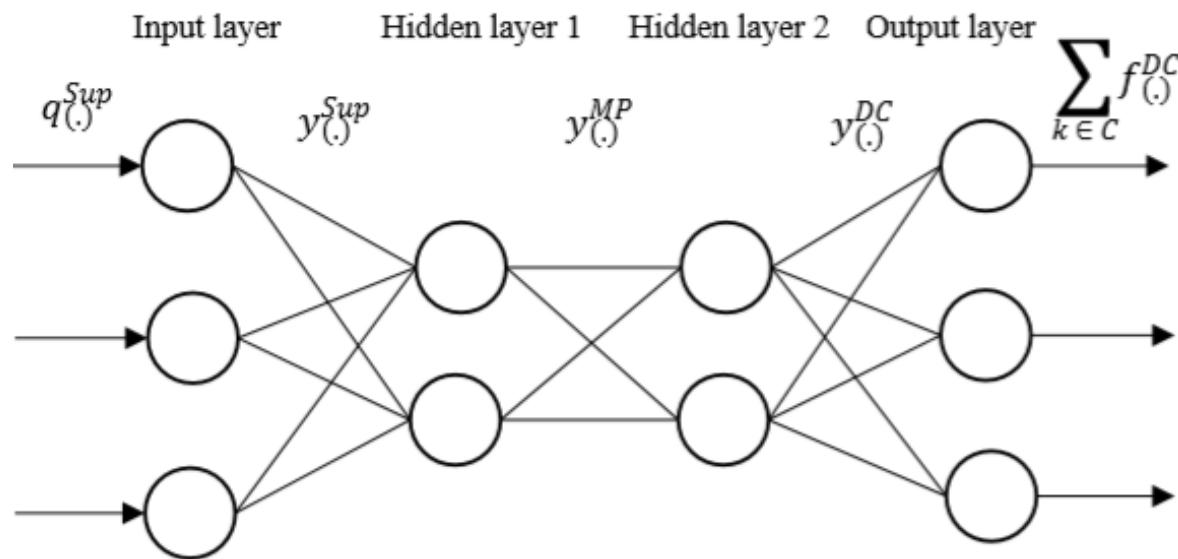


Figure 6: Neural network representation of the supply chain network



## 2.2.4 解决方案改进

在计算了所有方案的总权重变化后，每个阶段的计划都以批处理格式进行了改进。建议的改进机制概括如下：

- 步骤1:检索解决方案并计算每个市场节点的误差(等式35)以及隐藏的分销中心和制造商节点的传播误差(等式36和37)。分销中心的误差还包括库存，以尽量减少系统中任何不必要的存储。

$$\epsilon_{l,p,t,s}^{Mar} = Z_{l,p,t,s} - v_{l,p,t,s} \quad (35)$$

$$\epsilon_{k,p,t,s}^{DC} = \sum_{l \in D} \epsilon_{l,p,t,s}^{Mar} + \Gamma_{k,s}^{DC} y_{k,l,p}^{DC} - h_{k,p,t,s}^{DC} \quad (36)$$

$$\epsilon_{j,p,t,s}^{MP} = \sum_{k \in C} \epsilon_{k,p,t,s}^{DC} + \Gamma_{j,s}^{MP} y_{j,k,p}^{MP} \quad (37)$$

- 步骤2:计算所需的权重和源流量变化( $q_{i,p}^{sup}$ )。应该注意的是，每个场景的提议变更受场景( $P_s$ )发生概率的影响。

$$\begin{aligned} \Delta y_{k,l,p}^{DC} &= \Delta y_{k,l,p}^{DC} + P_s \left( \frac{\epsilon_{l,p,t,s}^{Mar}}{\left( \sum_{j \in B} f_{j,k,p,t}^{MP} - \Gamma_{j,s}^{MP} - \Gamma_{k,s}^{DC} + h_{k,p,t}^{DC} - \Gamma_{k,s}^{DC} - 1, s(1 - \Xi_{k,p,t} - \Gamma_{k,s}^{DC}) \right) (1 - \Upsilon_{k,p,t}^{DC} - \Gamma_{k,s}^{DC}) (1 - \Lambda_{k,p,t}^{DC} - \Gamma_{k,s}^{DC})} \right) \end{aligned} \quad (38)$$

$$\Delta y_{j,k,p}^{MP} = \Delta y_{j,k,p}^{MP} + P_s \left( \frac{\epsilon_{k,p,t,s}^{DC}}{\left( \sum_{i \in A} f_{i,j,p,t}^{sup} - \Gamma_{j,s}^{MP} - \Gamma_{i,s}^{sup} \right) (1 - \Upsilon_{j,p,t}^{MP} - \Gamma_{j,s}^{MP}) (1 - \Lambda_{j,p,t}^{MP} - \Gamma_{j,s}^{MP})} \right) \quad (39)$$

$$\Delta y_{i,j,p}^{sup} = \Delta y_{i,j,p}^{sup} + P_s \left( \frac{\epsilon_{j,p,t,s}^{MP}}{\left( q_{i,p}^{sup} \right) (1 - \Upsilon_{i,p,t}^{sup} - \Gamma_{i,s}^{sup}) (1 - \Lambda_{i,p,t}^{sup} - \Gamma_{i,s}^{sup})} \right) \quad (40)$$

$$\Delta q_{i,p}^{sup} = P_s \left( \sum_{t \in T} \sum_{l \in D} Z_{l,p,t,s}^{Dm} - v_{l,p,t,s}^{sal} \right) \quad (41)$$

## 2.2.4 解决方案改进

- 步骤3:重复相同的程序，直到计算出所有场景和时段的权重变化。
- 步骤4:使用计算的变化和学习率( $\alpha$ )调整供应和战术计划决策:

$$y_{k,l,p}^{DC} = \max(0, y_{k,l,p}^{DC} + \alpha(\Delta y_{k,l,p}^{DC})) \quad (42)$$

$$y_{j,k,p}^{MP} = \max(0, y_{j,k,p}^{MP} + \alpha(\Delta y_{j,k,p}^{MP})) \quad (43)$$

$$y_{i,j,p}^{Sup} = \max(0, y_{i,j,p}^{Sup} + \alpha(\Delta y_{i,j,p}^{Sup})) \quad (44)$$

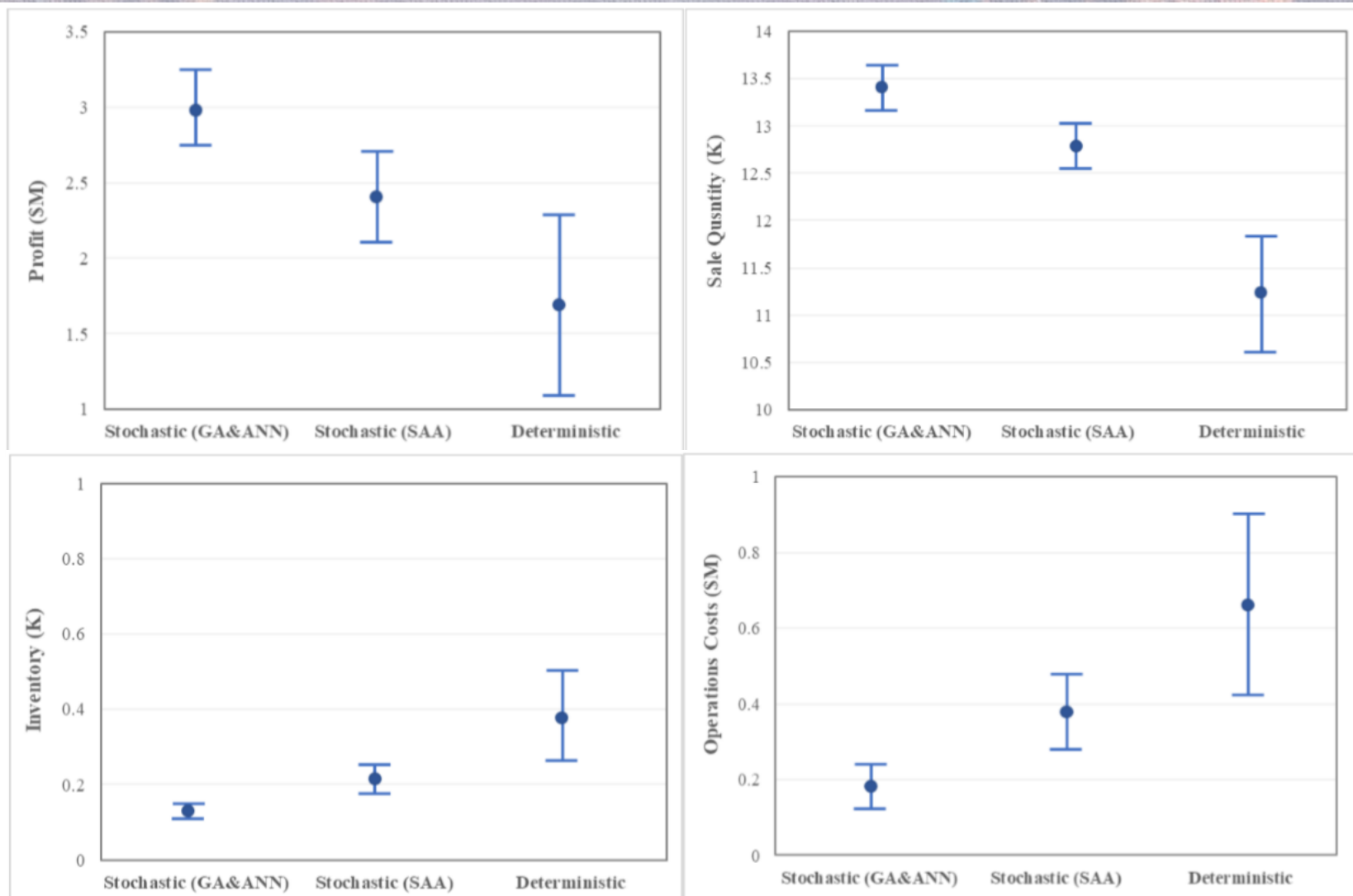
$$q_{i,p}^{Sup} = \min(Q_i, \max(0, q_{i,p}^{Sup} + \alpha(q_{i,p}^{Sup})/(A \times T))) \quad (45)$$

- 步骤5:如果染色体上的新方案的解能产生更好的目标函数，就替换它们。



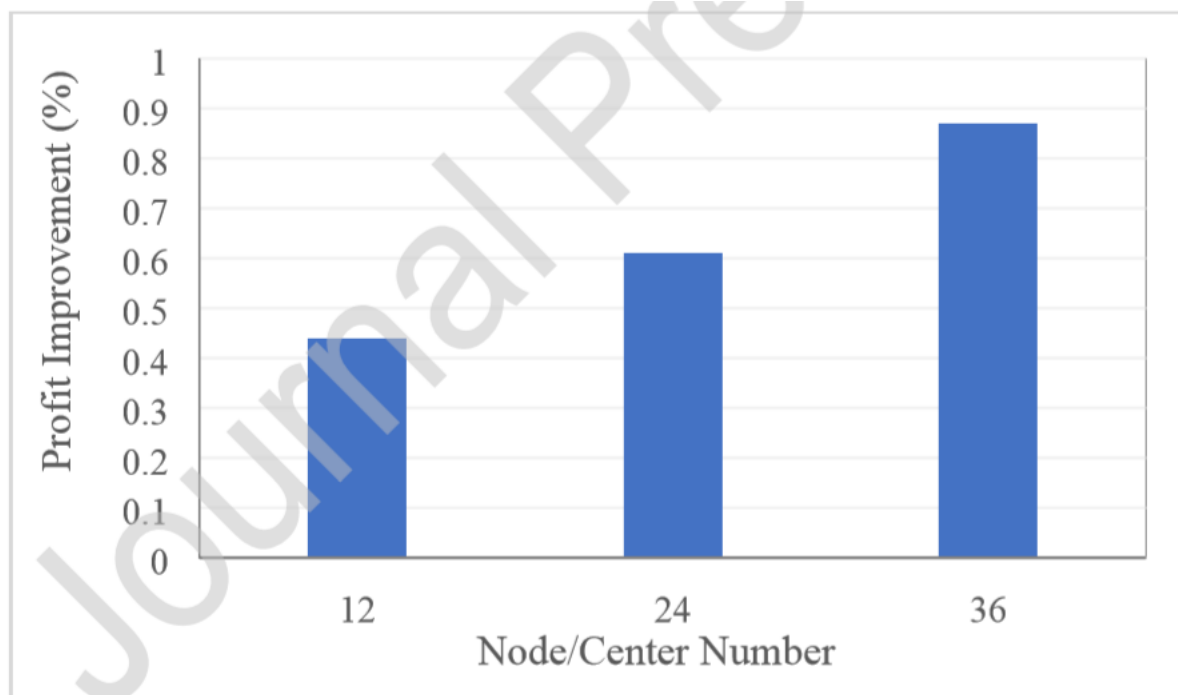
# 3 问题解决效果

为了验证该技术，将结果与通过样本平均近似(SAA)求解的典型基于流的随机供应链模型的结果和传统的确定性网络设计模型的结果进行了比较。记录每个场景的利润、运营成本、库存和销售水平的结果，并用于95%置信区间的统计分析。结果如图所示，通过所提出的技术增加了总的系统利润，提高了销售水平，库存水平大幅下降，同时产生了较低的操作成本。



### 3 问题解决效果

为了证明所提出的求解算法的有效性，将其与常规遗传算法求解的随机模型进行了比较。不同供应链的利润改善结果如图所示。随着供应链规模的增加以及节点和中心的增加，与常规遗传算法相比，所提出的技术实现了更高的改进。





# 4 创新点

- 本文提出了一个考虑决策者风险视角的供应链网络设计和规划优化框架。
- 风险是根据需求未得到满足的概率来定义的。
- 在需求和系统性能存在不确定性的情况下，决定三个层次的决策，包括战略决策、战术决策和运营决策。
- 针对供应、生产和分销计划的柔性规划，提出了一个非线性两阶段随机模型。
- 该问题被认为是一个**NP**难问题，并设计了一个特定的遗传算法来求解模型和处理决策变量之间的依赖关系。
- 利用从不同解决方案中收集的知识改进了所提出的遗传算法。提出的改进技术是受人工神经网络中反向传播学习的启发。在该技术中，遗传算法搜索过程中的发现更新了神经网络权重，该权重相当于供应链网络中的供应、生产和分销计划。
- 在为所提出的算法设置参数后，将其应用于一个案例研究。将结果与传统的确定性模型的结果进行比较。模拟**30**种不同的场景表明，所提出的模型在将库存保持在最低水平的同时，利润增加了**30%**。

# 5 启发

- 实现供应链或供应商风险评估时运用风险价值（VaR）建模，风险根据未满足需求超过预定义阈值的概率来定义的，它应该小于决策者的风险承受能力。
- 数学模型的符号遵循范式，按指数、集合、变量、参数和随机参数分类陈列。
- 可以向模型中添加更多的目标，并且可以开发新的求解方法来获得多目标供应链设计问题的帕累托最优解。
- 所提出的技术的灵活性和效率可以在更复杂的情况下进行测试。例如，可以对其进行修改，以优化具有相关故障的SCs，即某个节点的故障会增加其他中心的故障概率。
- 使用拟议框架所提出的学习机制来改进供应链的在线数据驱动管理。从不同供应链模块收集的数据可用于计算每个部分的误差，同时修改运输和储存计划。



**THANK  
YOU**

