

联想供应链 智能决策技术 白皮书

2022版



主要观点

01

新时代下，供应链管理迎来诸多挑战，供应链决策难度指数级提升，如何决策成为供应链管理的主要难点。

02

数据挖掘分析、运筹优化等供应链决策技术一定程度上提高了供应链的决策水平与效率，但仍有待进一步发展。

03

智能化决策是供应链决策技术未来发展的重要方向，机器学习与传统决策技术的融合应用将推动供应链管理实现“智能决策”。

04

联想供应链智能决策的关键技术包括机器学习、机器学习驱动的运筹优化、机器学习驱动的预测性分析。

05

联想面向智能决策的机器学习技术能力包括图神经网络、强化学习、多智能体学习。

06

联想以机器学习驱动的运筹优化技术能力包括在线优化与神经网络求解器。

07

联想以机器学习驱动的预测性分析技术能力包括因果推断与多特征、多层级下的概率性预测。

08

联想供应链智能决策技术方案用于需求预测与智能备货，可赋能企业的服务供应链与零售供应链，显著提升运营水平，降低成本。

09

联想供应链智能决策技术方案用于物料管理与生产计划，可提升物料的分配与库存管理水平，并为制造业提供了更高效优质的生产计划决策。

10

联想供应链智能决策技术方案用于物流规划与调度优化，通过对打包装箱、网络规划、运输配送环节的优化，推动物流环节走向绿色与智能。

11

未来，诸多的数字技术将与机器学习、数据挖掘分析、运筹优化等决策技术进一步融合，持续提升供应链的智能决策水平。

12

未来，企业供应链多个场景、多个环节的决策有望协同联动，智能决策将贯穿企业供应链管理全链条，实现一体化决策。

13

可靠性(Reliability)、可复用性(Reusability)、可调节性(Regulatability)、可信赖性(Responsibility)的“4R”能力是智能决策技术的未来发展方向。

引言

供应链贯穿企业价值交付全过程，是企业实现业务愿景、促进价值增长一项关键职能，企业的发展乃至生存至关重要。而随着业务场景的愈加复杂与商业环境的愈加多变，企业供应链管理正面临前所未有的挑战：需求多变难以预知、难以精细化管理、用户要求不断提升、市场环境不确定性加剧、网络结构愈加复杂、众多业务指标之间相互制约、管理质量难以维持较高水平、供应链运营成本居高不下。供应链管理诸多挑战的背后，本质是复杂环境下供应链决策难度的指数级提升，传统的决策模式已难以应对日益复杂的供应链管理需求，如何决策成为供应链管理的主要难点。

为了提高供应链决策的水平与质量，人们从统计学、运筹学、计算机科学等学科出发，对供应链决策问题展开了大量研究，以数据挖掘分析、运筹优化为代表的供应链决策技术的发展，也在一定程度上提高了供应链的决策水平与效率。但随着供应链管理问题的复杂度不断增加，以上技术也逐渐显露出局限与不足，供应链决策技术亟需进一步的发展。

伴随着物联网、大数据、云计算、人工智能等信息技术的发展，以智能化为特征的第四次工业革命正席卷全球，数字化、智能化技术正全面融入并改造着各个行业的管理运营模式。同样，供应链管理与

决策的模式、方法也正迎来变革，智能化的决策正成为供应链决策技术未来发展的重要方向。智能化的决策，应当具备“数据驱动、科学精准、快速敏捷、自我演进”的特征，而以机器学习为代表的人工智能技术与数据挖掘分析、运筹优化技术的结合，正孕育出智能化的决策技术，为供应链决策提供了新的方法与工具。

知名数据研究机构Gartner公布的2021年全球供应链25强排名中，联想集团第7次入选，位居第16名，是中国唯一上榜的高科技制造企业。联想通过创新的技术与解决方案，在复杂大环境影响下保持供应链韧性、与高效，在供应链的数字化、智能化发展方面具有深厚积累，在供应链智能决策技术方面拥有丰富的研究成果与实践经验。在此背景下，联想集团撰写了《联想供应链智能决策技术白皮书》，剖析了现代供应链管理决策所面临的难点与挑战，总结了联想供应链智能决策技术的创新与应用经验，并对智能决策技术在供应链的未来发展进行展望。联想期望通过本白皮书向社会各界分享联想在供应链智能决策技术方面的实践与思考，从而为各行各业供应链管理与决策的数字化、智能化转型提供参考借鉴与助力。

第一章

供应链智能决策技术的发展背景

1.1

供应链管理正面临诸多挑战 如何决策成为难点

供应链是指围绕核心企业，将供应商、制造商、分销商直到最终用户连成一体功能网链结构。供应链贯穿从原材料或配套零件开始，到制成中间产品以及最终产品，最后由销售网络把产品送到用户手中的企业价值交付全过程，是企业实现业务愿景、促进价值增长一项关键职能，对企业发展乃至生存至关重要^[1]。

伴随着物联网、大数据、云计算、人工智能等信息技术的发展，以智能化为特征的第四次工业革命正席卷全球，数字化、智能化技术正全面融入并改造着各个行业的管理运营模式。同时，制造业、零售

业等各个行业也正经历着重大变革，供给侧与需求侧的创新不断迸发，智能制造、柔性制造、新零售等新模式不断涌现，对企业经营提出了新的要求。此外，伴随着贸易摩擦与新冠疫情等黑天鹅事件的出现，商业环境的复杂度与不确定性也日益提升，对多个行业的运营带来巨大冲击。

新技术、新模式、新环境等多重因素的影响下，传统的企业运营模式亟需变革重塑，企业的转型升级迫在眉睫。其中，供应链的重要性日益突出，正逐渐成为新时代下企业竞争力的关键组成部分，供应链的管理也迎来前所未有的诸多挑战：

新消费时代，市场需求多元化、波动性大、难以感知获取，人工难以准确把握规律，更难以对未来进行预测

贸易战、流行病、自然灾害等黑天鹅事件频繁发生且难以预测，影响难以评估，供应链中断的风险加剧

市场竞争日益激烈，市场环境复杂且快速变化，充满不确定性

供应链管理质量难以维持较高水平、供应链运营成本居高不下

用户对有货率及按期交付的要求越来越高，对时效高度敏感，对供应链的响应速度提出更高要求

部分行业、部分产品的原材料供应短缺，需找到合理的物料分配方式，最大化资源的利用效率

商品SKU数量众多、产品更新换代加速、销售渠道更加多元，业务复杂度快速增加导致难以精细化管理

场景日益复杂，众多业务指标之间存在相互制约，针对不同业务场景、不同业务目标下的管理策略，难以全局统筹权衡并找到最优方案

供应链参与主体众多、网络结构复杂、影响因素多样，加大供应链管理难度

人工管理耗费时间精力，且高度依赖业务人员的能力与经验，难以稳定、规模化提升管理能力与效率

全球制造业从大规模标准化迈向多品类小批次交付，模式的变革彻底颠覆了原料采购、生产、运转交付的传统逻辑，过去的经验不再能适应新的模式需求

以上诸多挑战的出现和加剧，表面上是供应链管理模式不优、效率不高、效果不理想，而其背后的本质，则是复杂环境下供应链决策难度的指数级提升。供应链中需求计划、生产计划、库存策略、调拨管理、仓储选址、运输配送等各个环节都需要科学的决策支撑，可以说，决策问题贯穿供应链管理的整个链条，是供应链管理的核心难点。

当今时代，业务场景日益复杂，供应链决策既要考虑大量影响因素，也要权衡多项业务指标，还要兼顾多个特定场景下的特定需求，是一个高难度、高复杂度的问题，对决策者的能力要求极高。传统的

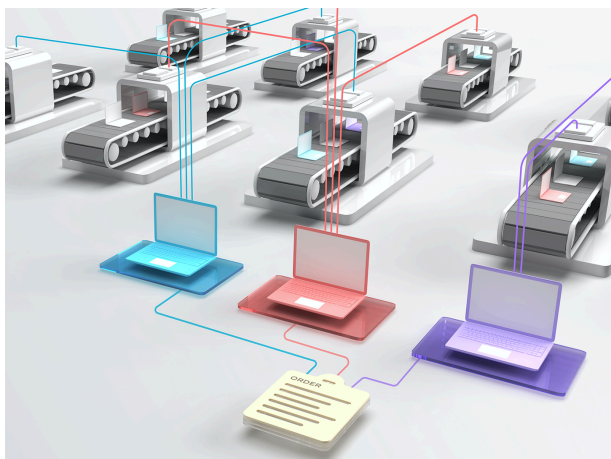
人工决策模式不仅消耗大量人力、时间、精力，而且高度依赖人工经验，而受限于人脑对于海量数据的分析处理能力，人工决策的科学性、精准度、精细度、效率、稳定性都难以稳定提升。随着供应链重要性的日益突出与所面临挑战的日益加剧，传统的供应链决策模式已难以应对日益复杂的供应链管理需求，供应链决策问题已成为制约供应链健康、高效、可靠运转的关键瓶颈，进而制约了企业各环节的有效运行与业务的提升发展，如何决策成为供应链管理的主要难点。

1.2

供应链决策至关重要 多项决策类技术蓬勃发展

新的挑战要求供应链做出新的应对，供应链管理的工具、方法、模式也需创新，以人工智能、物联网、数字孪生、知识图谱等为代表的数字技术正在供应链领域开展应用，加速供应链的数字化、智能化转型。而其中最为重要的，则是打造数据驱动的智能决策能力。

如果将企业的供应链比喻成人的身体，那么供应链各个执行环节就好比人的四肢，传递信息流的数据通路就好比人的神经，而供应链的决策就好比是人的大脑。愚钝、迟缓的大脑不仅运转缓慢，而且极易做出错误的决定，直接导致供应链执行环节的“手忙脚乱”。而运用先进的决策技术，可以大幅提高供应链“大脑”的运转效率与智慧程度，快速给出正确的决策指令，从而指挥手脚正确、协调的运动工作。可以说，优秀的供应链决策能力是企业供应链健康运转的必要前提，而供应链决策技术的选择运用，则对于供应链的健康管理至关重要。



为了提高供应链决策的水平与质量，人们从统计学、运筹学、计算机科学等学科出发，对供应链决策问题展开了大量研究，大量决策技术也在该领域展开了应用实践，其中代表性的典型技术包括：

数据挖掘与分析

数据挖掘与分析指在多来源、多模态数据的整合治理基础之上，运用统计分析方法进行数据分析，洞察数据内的模式与规律，从而提取出有用的信息并总结形成结论。

根据分析的程度与目标不同，数据挖掘与分析可分为描述性分析、诊断性分析、预测性分析及规范性分析4类^[2]。

（1）描述性分析（Descriptive Analytics）包括数据的频数分析、集中趋势分析、离散程度分析等内容，旨在分析“发生了什么”，可用于分析供应链的运行情况，监测供应链是否健康，及时发现异常。

（2）诊断性分析（Diagnostic Analytics）通过数据下钻分析、相关性分析等方式，回答“为什么发生”的问题，可用于探究供应链异常背后的根本原因。

（3）预测性分析（Predictive Analytics）更进一步，以历史数据为基础，计算未来事件发生的概率，旨在回答“将要发生什么”，是一种面向未来的数据分析技术，可用于预测商品未来的市场需求与销售趋势、预判预警供应链的未来风险，是供应链管理中广泛运用的重要技术。

（4）规范性分析（Prescriptive Analytics）则面向一些预定目标，如销额最大、成本最小、路径最短，对未来多种可能的行动方案进行量化评估，分析各个行动的效果与影响，提供行动建议，从而回答“应该怎么做”的问题，典型的方法包括启发式算法、推荐引擎、图分析等。

运筹优化

作为一门现代科学，运筹优化被普遍认为起源于第二次世界大战的军事任务之中。经过数十年的发展，运筹优化已经发展成为一门研究如何运用数学方法，研究各种系统的优化途径及方案，提出组织和管理资源的有效建议，从而发挥和提高系统的效能及效益，最终达到系统最优目标的科学^[3]。运筹优化可以看作规范性分析的一类方法。

运筹优化包含线性规划、非线性规划、随机规划、整数规划、目标规划、动态规划等多个子方向与分支类型，拥有背包问题、旅行商问题、车辆路径问题等诸多经典问题，每个问题又有多种求解算法。但无论问题如何复杂，运用怎样的算法求解，运筹优化的核心本质仍是两点：1. 如何将现实问题通过建模转化成为可求解的数学问题；2. 如何利用数学工具从所有可行解中寻找出最优良的解。运筹优化

的典型算法包括启发式算法、元启的解。运筹优化的典型算法包括启发式算法、元启发式算法、内点法、遗传算法、模拟退火算法等等。

在供应链领域，运筹优化已在多个场景取得应用，如在生产制造环节，运筹优化可用于合理分配劳动力、产线、物料，从而制定最优的生产计划，提高产量；在物流配送环节，运筹优化可用于对运输车辆的合理调度与路径规划，节约运输时间，节省运输成本。运筹优化已成为供应链领域制定决策的重要手段。

以数据挖掘分析、运筹优化为代表的供应链决策技术的出现与发展，一定程度上提高了供应链的决策水平与效率，但随着供应链管理问题的复杂度不断增加，以上技术也逐渐显露出局限与不足，供应链决策技术亟需进一步的发展。

1.3

智能决策是未来方向 机器学习推动决策智能化

随着市场环境的不断复杂与大数据时代的到来，供应链管理的难度大幅增加。暗藏在海量多维数据中的规律与特征变得更加隐蔽，多项资源与目标约束下的复杂问题优化求解变得更加困难，传统的数据分析与运筹优化技术不再能满足新时代供应链管理决策的需求，决策技术的演进也迫在眉睫，智能化的决策正成为供应链决策技术未来发展的重要方向。



全球知名研究机构Gartner将决策智能（Decision Intelligence）列为2022年重要战略技术趋势之一^[4]。Gartner预测，在未来两年，三分之一的大型企业机构将使用决策智能实现结构化决策，进而提高竞争优势。联想认为，相比传统的供应链决策方式，智能决策应具备以下特征：

数据驱动

以数据作为决策的出发点与依据。

科学精准

决策应充分考虑广泛的影响因素与复杂的约束条件，并能给出满足条件下的最优解，决策过程科学，决策结果精准。

快速敏捷

能够在最短的时间完成决策，并能敏捷的应对外部环境的变化，及时作出决策的调整。

自我演进

具备自我迭代演进的能力，可以随着训练与使用，持续学习，不断提升决策水平。

如果说决策问题是供应链管理的核心难点，那么智能决策就是供应链管理提质增效的关键钥匙，是供应链数字化、智能化转型的重要抓手。

近年来，供应链决策技术在发展的进程中，正呈现技术之间融合应用的发展趋势，特别是机器学习与数据挖掘分析、机器学习与运筹优化技术的结合，是智能决策技术的代表，正成为供应链决策技术智能化发展的重要方向。

机器学习是一种研究计算机怎样模拟或实现人类的学习行为，以获取新的知识或技能，重新组织已有的知识结构使之不断改善自身性能的方法，涉及概

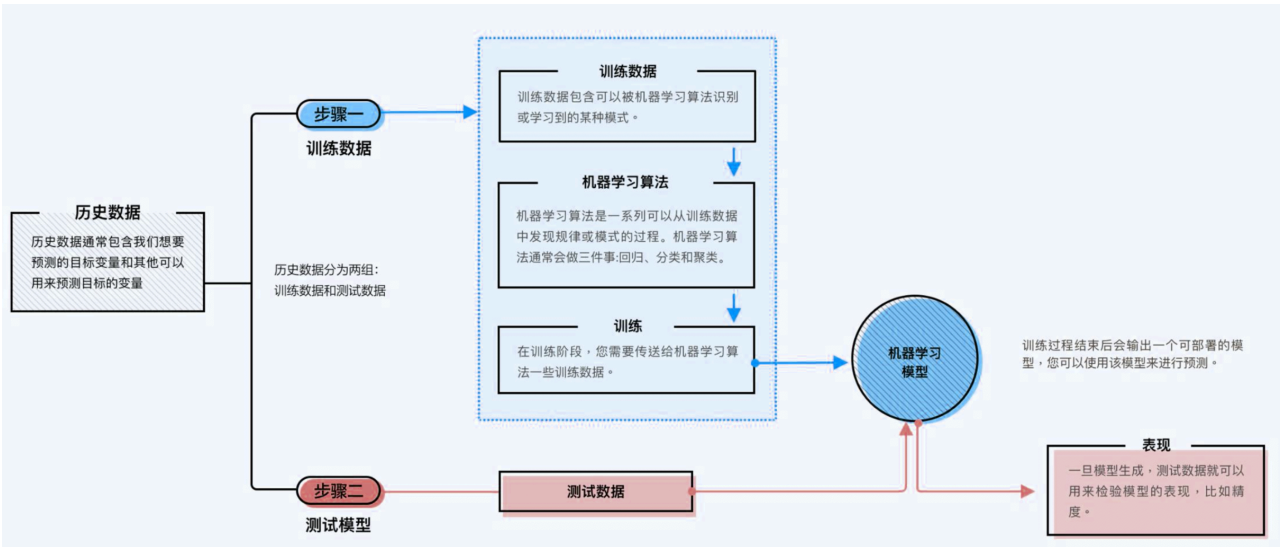
率论、统计学、逼近论、算法复杂度理论等多门学科。机器学习通过对历史数据的识别与处理，发现数据中隐藏的模式，并通过持续的训练，不断自我迭代进化，优化模型，提高学习和决策水平，是人工智能领域中最具智能特征，最前沿的研究领域之一，是人工智能的重点与热点技术。

经过数十年的发展，机器学习已演化出多种学习方式与经典算法。根据学习方式的不同，机器学习可分为监督学习、无监督学习、半监督学习、强化学

中都可以发挥巨大的应用价值，帮助供应链管理提高效率、降低成本。

机器学习的各类算法模型，非常擅于在大量、高维的数据集当中学习并发现隐藏的模式与规律，非常适用于在多项影响因素、多项约束条件下的数据分析与优化求解，即便在缺乏专家先验知识的情况下，也可通多持续训练而迭代进化，达到最佳效果。

机器学习与数据挖掘分析、运筹优化技术相结合，



机器学习的工作原理图

习。各类学习方式下有又大量的算法，如决策树、随机森林、支持向量机、人工神经网络、贝叶斯算法、回归算法等等。近年来，随着大数据时代下海量数据的更加丰富以及计算能力的更加强大，机器学习技术在实践中应用的条件也更加成熟，各类理论和方法已被广泛应用于解决工程应用和科学领域的复杂问题。机器学习在供应链管理中的需求预测、库存管理、供应商管理、商品定价等诸多场景

使得机器的计算能力与学习演进能力和各类分析优化算法共同作用，可以持续、大幅提高决策效率与水平，非常适合解决复杂商业环境下供应链的决策难题，充分实现“数据驱动、科学精准、快速高效、自我演进”，推动供应链管理实现“智能决策”，从而有机会全面颠覆供应链决策的工作流程与模式，构建健壮智慧的供应链“大脑”。

第二章

联想供应链智能决策的 关键技术

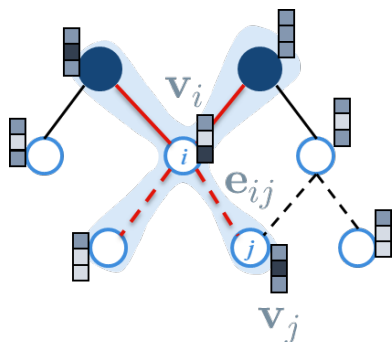
2.1 机器学习

2.1.1 图神经网络

基于图注意力网络机制（GAT）的复杂图结构表示学习

图（Graph）是一种常见的关系型数据结构，也是一种典型的非欧几里得空间下的数据表征方式。图神经网络利用神经网络在图上进行信息的传播（propagation），利用图结构中不同节点之间的相互作用与相关性，实现对节点、边乃至整个图结构的表示。Velickovic等人于2018年提出了图注意力网络（GAT）^[5]，采用注意力机制，为不同节点分配不同权重，训练时依赖于成对的相邻节点，而不依赖具体的图结构，具有更强的适应性与可扩展性。

联想基于图注意力网络提出了Relational GAT（R-GAT）技术方案，设计出一套复杂图结构下的信息表示与传递方式。具体如下：



基于R-GAT的复杂图结构表示图

如上图所示，R-GAT方案中，节点、边的表示通过多层R-GAT进行图上传播：

$$\begin{aligned} \mathbf{v}_i^l &= \mathbf{v}_i^{l-1} + \sigma\left(\sum_{r \in \mathbf{R}_e} \sum_{j \in \mathcal{N}_r(i)} \alpha_{ij}^{l-1} \sigma(\mathbf{e}_{ij}^l) \odot \Theta_r^{l-1} \mathbf{v}_j^{l-1}\right) \\ \mathbf{e}_{ij}^l &= \mathbf{e}_{ij}^{l-1} + \sigma\left(\Theta_r^{l-1} \mathbf{e}_{ij}^{l-1} + \Theta_d^{l-1} \mathbf{v}_i^{l-1} + \Theta_s^{l-1} \mathbf{v}_j^{l-1}\right) \\ \hat{p}_{ij} &= W_2\left(\sigma\left(W_1\left([\mathbf{v}_i^L, \mathbf{v}_j^L, \mathbf{e}_{ij}^L, \mathbf{h}_G^L]\right)\right)\right) \end{aligned}$$

其中， \mathbf{v}_i 为节点 i 的嵌入表示， \mathbf{e}_{ij} 为连接节点 i, j 的边的嵌入表示。 l 代表GAT的层序号， \mathbf{R}_e 表示边的属性

性集合， r 代表某种特定的边属性， $\mathcal{N}_r(i)$ 代表节点 i 由 r 属性边连接的邻居节点集合， α_{ij} 代表边 ij 的注意力分数， σ 代表激活函数。 $\Theta_r, \Theta_d, \Theta_s$ 代表三组独立可学习的权重矩阵，分别用于 r 属性的邻居节点，边上的汇节点（destination）及边上的源节点（source）。

R-GAT能够支持动态大小的图结构，表示不同属性的边以及不同属性的节点，同时对节点间连接的方向性予以了考虑，适用于更加复杂的实际问题。

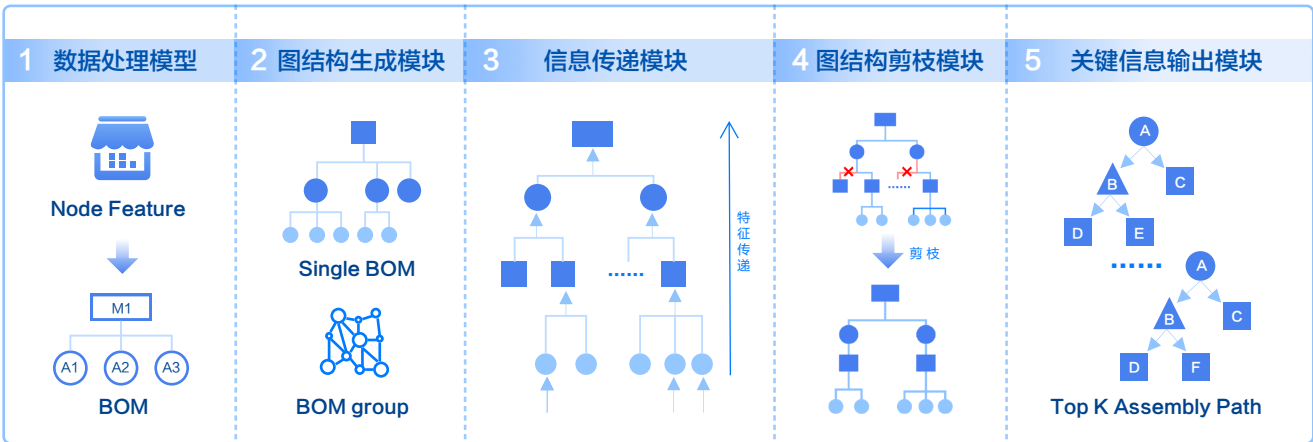
基于图神经网络的多层级供需匹配优化

联想将R-GAT技术方案应用于供应链供需匹配问题的实践中。

以离散制造过程中的供需匹配为例，工厂在制造成品时，需要按照物料清单（Bill of Material, BOM）捡取相应的物料组合。而BOM中的物料替代关系会使产品同时存在多种可能的组装方式。选择不同的组装方式会导致物料的消耗（种类与数量）存在差异，因此在物料供应数量有限的情况下，需要优选组装方式，可以更充分地利用物料库存，优化总体产量，提升订单交期达成率。该问题实质上是一个NP-难（NP-hard）的组合优化问题，在实际的生产制造场景中，由于需求订单的实时更新，以及物料供应的频繁波动，需要在尽可能短的时间内完成实际问题的求解。

联想利用图神经网络近似求解NP-难的优化问题，将供需匹配问题近似分解为排序-选择问题，能够显式地考虑匹配优先级；通过预测边的连接概率来辅助选择，同时预测模块中加入图全局上下文（context）信息，增强预测能力，利用图深度学习技术挖掘高价值选择方案，具有较强的可拓展性，适用于多层级、多类型复杂图结构。其功能模块结

构如图。



BOM结构中的信息提取与物料组合优化图

- 数据预处理模块接收BOM结构数据以及与节点（物料）相关的特征属性作为输入，基于优化目标为每个节点构造特征组；
- 图结构生成模块则将完整的BOM信息构造为复杂的BOM图结构，不仅可以提升处理效率，还可以保留不同节点间的关联关系与逻辑属性，支持后续的信息传递；
- 信息传递模块利用每个节点的特征属性信息，并结合层级之间的组成与逻辑关系，将节点的特征属性进行自下而上的传递与更新，实现了对复杂图结构的建模；
- 图结构剪枝模块则是在更新后的节点特征属性上，结合每个特征的权重参数，为每个节点进行关键程度的评分，并基于分值对不同替代节点进行剪枝，实现对复杂BOM结构的简化与关键信息的提取；
- 关键信息输出模块则是将剪枝后的BOM结构进行展开，输出满足当前生产环境与优化目标的关键组装方式集合。

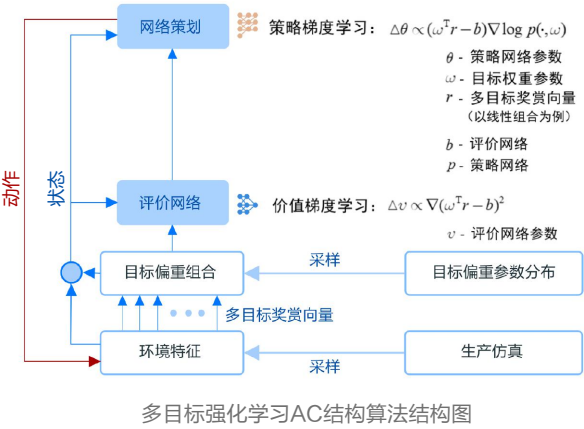
本技术方案综合考虑了与BOM中节点相关的特征属

性，通过基于图神经网络的特征传递以及对节点的重要性程度打分，实现了对不同替代料之间的优先筛选，相比于预先定义的替代料优先级，得到的组装方式更符合真实的生产环境与优化目标，性能更优。

2.1.2 强化学习

多目标强化学习框架

联想在深刻认识和掌握机器学习和强化学习技术的条件下，寻找各种内部和外部的工业多目标优化场景的一般性规律，创造性的提出了一种基于强化学习方法的一般化多目标优化方法框架。



多目标强化学习AC结构算法结构图

上图是联想提出的基于执行-评价（Actor-Critic）结构的多目标强化学习框架图。与常规框架不同，

该方法在交互时，将虚拟样本与多目标权重向量进行独立分布的双采样，在获得基于奖赏向量的多目标奖赏向量后，首先用独立采样生成的权重值向量将其进行组合（任意线性或非线性组合），在将权重作为状态向量的增广部分，一起反馈给评价网络和策略网络。在合理的样本与权重生成分布的设计下，两个网络就可以高效率、并行化的嵌套迭代出任意目标权重下的最优策略，并在策略空间逐渐逼近多目标问题真实Pareto前沿的包络线。当训练过程结束后，提取出策略网络进行前向计算推理应用。与其它网络学习后需要微调的方法不同，将一个样本数据复制若干份，每一份都与不同的线性权重向量相结合。随后与训练一样，按照mini-batch的方式输入策略网络，从而直接得到不同线性权重下的近似最优解，仅一次前向计算就产生一个非支配解集。如果通过GPU计算则可进一步加快计算速度，几乎做到实时响应。

联想提出的多目标强化学习不仅可以适用于高维度、时序性、连续或离散决策变量等各种优化任务，而且还可以在结构中加入强化学习中策略梯度、策略评价、深度计算等最前沿的先进方法，不断提升以泛化性、正则性和鲁棒性为代表的高阶算法性能。

基于强化学习的混合整数规划问题求解

联想在自身的大规模离散组装生产场景上，尝试了这套技术方法的落地实施。生产环节是智能制造当中关键的一环，在高度自动化和流程化的厂区中，排产计划的决策水平直接关联整个生产水平。排产计划决策在最优化理论中可建模为大规模混合整数规划问题。研究证明，混合整数规划问题天然成为一个序列强化学习问题，其状态表达和状态转移具有完备的Markov性。

联想的研究团队将该问题建模为序列到的序列的Markov决策过程：构造一个序列到序列（Seq2Seq）的编码-解码深度循环神经网络模型，以无序的订单信息和生产信息作为输入，将有

序的订单输出解码为排产结果，通过深度强化学习完成排产优化过程。对于琐碎的生产逻辑约束，通过将所有约束条件张量化的运算，生成在解码器的输出段的行为掩膜矩阵，控制生成的排产计划中工单的排布，使其不违反任何约束条件，不仅运行效率更高，而且降低了策略空间范围，提高了样本利用率。在网络训练时，通过生产规则仿真环境自主生成训练数据，经过一段时间的离线训练后，前向计算优化模型可以在数秒钟内得到一个大型生产厂区一个班次的完整排产计划。与一般优化求解方法不同，该方法求解时间与问题规模呈线性关系，对大规模离散制造排产任务的运行时间可控制在分钟级，且最优性远高于各种业界常用的启发式和搜索算法。在指标得到提升，充分解放人力成本的前提下，大幅降低计划到制造的反应时间，确保敏捷响应和顺利投产。

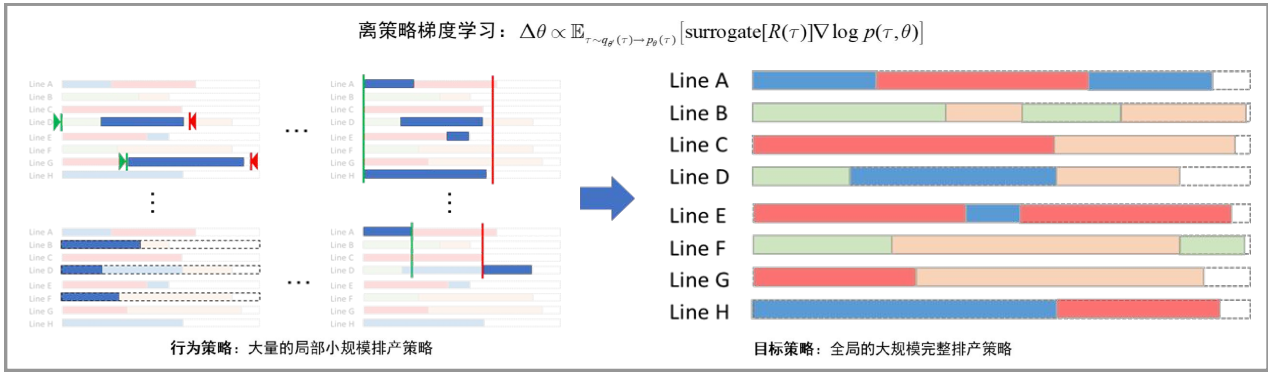
在基于强化学习的多目标优化和排产模型的加持下，联想的工厂不仅拥有了相比人工排程效率更高，指标更好的排产执行方案外，在近年来不断变化的生产供需条件下，通过灵活配置多目标权重，使得生产可以更加灵活的满足当前需要，获得了更加敏捷和柔性的生产决策能力。

2.1.3 多智能体学习

独特的离策略多智能体学习方法

智能体（agent）是人工智能领域的一个重要概念，通常定义是指能够与环境交互并自主的发挥作用，具有驻留性、反应性、社会性、主动性等特征的计算实体。多个智能体按照彼此交互通信、协调合作、冲突消解等方式集合在一起，称为多智能体系统。

联想凭借自身在机器学习和强化学习的技术积累，以及对大型先进智能制造行业的深度理解，提出了一种实现离策略多智能体学习的新方法。离策略学习（off-policy learning）是强化学习中策略学习任



联想多智能体离策略强化学习示意图（以排产场景为例）

务提高样本利用率的一项关键技术，其含义是利用行为策略A产生的样本，估计或改进生成与之不同的目标策略B，从而在策略迭代过程中无需再次生成大量的在策略（on-policy）样本。

联想离策略多智能体学习方法的核心思想是通过将覆盖不同样本空间的局部策略聚合成求解完成决策问题的整体策略。首先，因此新方法首先在两个维度上将问题拆解：一是将每个决策单元视为一个agent，二是将每个agent的决策单元的任务拆解成仅包含少量决策对象的若干独立同分布子任务。这些子任务的样本空间覆盖完整任务的样本空间。其次，配合每个agent的决策需求，将全局奖赏目标函数修改为适合子任务的代理奖赏（surrogate reward）函数，使得局部指标具有引导子任务完成整体指标的能力。第三，在决策模型上设计了一种具有规模泛化能力的循环神经网络，可以在时间维度将同一agent下的各个子任务策略进行聚合。在如上的创新方式下，结合应用场景，该方法实现了不依赖重要性采样的离策略学习，在提高了样本利用率的情况下，有效的降低了多智能体学习的维度负担，提高了学习稳定性和收敛速度，而且所需要的算力大幅降低。

基于多智能体学习的多阶段排产算法

在智能制造和供应链领域中，很多决策问题都是多阶段的复杂大规模问题。在业界，通常此类问题在求解时需要进行简化或解耦，损失了很大程度的决策最优性，甚至对于多平衡及强耦合类优化问题求

解不会带来本质上的改善。如果能够将各个决策单元阶段的复杂大规模问题。在业界，通常此类问题在求解时需要进行简化或解耦，损失了很大程度的决策最优性，甚至对于多平衡及强耦合类优化问题求解不会带来本质上的改善。如果能够将各个决策单元分别建立成不同的智能体，再利用多智能体学习进行求解，就可以摆脱解耦带来的最优性损失，实现各种复杂关系下决策单元的优化水平的最大改善。

联想基于多智能体学习技术，在由多个流水线组成的多阶段生产排程场景下实现了全局优化。该场景下，各个工段之间的半成品之间存在工序顺序的强耦合关系，每个多工序生产工段的策略空间也不同，但整体指标存在一致性，即使制成品的生产效率、交付达成率最大化，同时最小化全流程的生产成本。联想将每个工段的多工序生产过程拆分为2-3个agent，每个agent分别负责所在工段的设备选择、生产顺序决策或生产时间决策。所有的agent在串联联合动作空间上，在末端整体奖赏函数的作用下，按直接协作方式学习联结策略。

联想的多智能体学习技术目前适合于大规模复杂生产工艺路线的智能排产决策问题，物料-产能双平衡的主计划决策问题等。同时，借助其独特的离策略学习模式，在其它大型多阶段序列决策问题上都具有相应的研究价值。

2.2

机器学习驱动的 运筹优化

2.2.1 在线优化

在线组合优化求解生产物料分配问题

在许多实际的商业决策场景中，环境条件（如供需情况、价格走势等）瞬息万变，典型的场景包括：网页广告位分配、生产调度、供应链优化、投资组合优化等，通常需要在不知道未来信息的情况下逐步做出决策，该类问题可以归结为在线组合优化问题（online combinatorial optimization）。

目前，在线优化的主流业务场景是用于求解未来信息未知，信息逐步到达的优化问题。由于在线优化算法在计算速度上存在优势，联想创新性地将在线优化用于加速求解大规模混合整数规划问题。在实际应用中有限的计算资源与严格的时间限制下，传统方案求解这类大规模、NP-难问题时，通常需要较长的求解时间；对于问题规模过大、或约束条件复杂的问题甚至难以获得可行解。设计良好的在线优化算法，可以快速获得高质量、有竞争比保证的近似解。

以联想生产制造场景为例，在进入生产环节之前，需要对数以万计的订单进行物料匹配。各个订单的订购价格也存在差别，涉及到的产品类型庞杂、物料种类极为复杂、物料库存数量存在较大差异；某种物料的库存如被分配完毕，其他需要使用到该种物料的订单将无法被满足。因而，需要将物料优先分配给部分订单，使得在物料库存有限的情况下，总体利润最大化。该问题规模庞大，约束严格，传统方法求解存在诸多挑战。

为了快速求解这一复杂的混合整数规划问题，我们将问题转化为在线组合优化问题，使用多臂老虎机-多背包模型（Multi-arm Bandit with Knapsacks）对问题进行建模：老虎机的每个臂代表一款产品，背包对应物料库存；生产某个产品对应拉动老虎机的某一个臂，获得相应的利润，同时扣减相应的原材料物料库存。整体优化目标为减少拉动非最优臂的概率，同时尽量降低结束时的剩余物料库存。通过上述方式，我们定义了Bandit问题的遗憾度（Regret），使用UCB（置信度上界）方法，来在线优化匹配方案。通过这种方式，可以在保证理论竞争比的情况下，应对复杂的实际业务问题，快速求解近似分配方案。未来，本方案更有望推广到实时物料匹配方案，可助力于更加柔性的制造供应链优化。



2.2.2 求解器

自适应的神经网络求解器

求解器是决策优化的“芯片”和“根技术”。小到快递员路线选择、商铺选址，大到工厂排程、物流路径规划和金融风控等问题，都可以建成数学规划模型，用求解器进行求解。

联想神经网络求解器提供自适应学习优化的人工智能算法，融合前沿AI能力，可根据问题特征自适应进行参数优化和求解策略选取，实现求解效率提升。联想神经网络求解器包含线性规划求解器和混合整数线性规划求解器两部分。线性规划求解器采用先进的人工智能技术的pivot rule取代了传统的启发式规则，针对具体问题和场景可以自优化学习调整pivot rule，从而提升对这类问题的求解效率。混合整数线性规划求解器采用先进的人工智能技术训练最优的求解策略，如分支策略、节点选择策略等，相比传统的基于专家知识的启发式策略，可以在具体问题和场景上自动学习自动调整，从而达到最佳的求解效率。联想神经网络求解器除了算法先进外，也提供高效建模工具，基于高效输入编码算法，充分利用GPU并行计算能力，并提供python，

c/c++接口。联想神经网络求解器经过广泛验证，求解速度快、质量高、性能稳定，在联想内部供应链分货、排产等问题上经过广泛使用。以联想全球供应链使用情况为例，由于涉及的产品种类繁多，每种产品需要的物料数量繁多，从而造成涉及到的采购，物流，制造，仓储，分配等供应链决策困难。由于这类决策牵扯的流程多，流程之间互有关联。并且每个流程决策变量类多量大，现实的考量和制约对决策变量施加各种约束，从而对问题的求解造成巨大的挑战。以物料分配这个问题为例，生产基地和厂房遍布全球，所需物料数量大、种类多，因此，当核心物料的供应无法满足各个工厂各类产品的需求时，需要更加公平、高效的完成物料分配。以往的人工分配模式基于规则与经验难以兼顾物料分配的公平性与高效性，决策难度极大且分配效果不佳。为了改善物料分配的效果，联想通过使用人工智能求解建模，打造了智能物料分配方案。该方案相比使用传统运筹优化求解器效率提升30%，可以再更短时间生成最优解。使用多目标优先级顺序优化算法结合人工智能求解器，依次使用人工智能求解器在不降低前序目标的情况下进行优化，提升整体表现10%。

2.3

机器学习驱动的 预测性分析

2.3.1 因果推断

面向定价决策的因果推断建模

联想对因果推断技术进行了深入研究，并将该技术应用于零售行业的定价决策场景之中。

在定价过程中，我们想要研究价格（P）的下降，是否能够以及在多大程度能引起销量（Q）的增加。由经济学家Alfred Marshall提出的价格弹性（Elasticity）理论，在一定程度上回答了该问题。价格弹性，主要衡量了价格变化的百分比会引起销售量变化的百分比，记为：

$$\epsilon = -(\partial Q(P)/Q(P))/(\partial P/P)$$

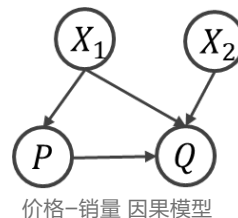
其中，销量Q是关于P的函数。如果已知该商品的综合销售成本，记为C，那么，销售该商品的综合利润 $GP=Q(P)*(P-C)$ 。在利润最大化目标下，我们可以进一步推出最优价格应满足：

$$P=C(1+1/(\epsilon-1))$$

因此，最优的定价策略可概括为：以商品成本为基准，通过增加一个溢价因子 $f(\epsilon)=1/(\epsilon-1)$ ，来实现利润的最大化。在经济学中，我们将 $\epsilon > 1$ 的产品称为富有价格弹性的商品。由于溢价因子是关于价格弹性的单调递减函数，因此，越是富有弹性的商品，通过促销降价对消费者进行让利，更有利于提高销售利润。虽然商品的最终定价需要衡量商品的综合销售成本，但是溢价因子的测定并不需要该信息。

为了研究销量和价格之间的关系，我们基于数据分析建立因果模型，见右图。该图为有向无环图，其中每一个节点代表一个相关变量，每条边代表了两变量之间的因果关系指向。其中，X_1为混淆变量（Confounders），是销量与价格共同原因变

量，因此使得两者之间存在一条后向通路，需要将其加入模型以消除其干扰。X_2为销量的原因变量，加入该变量能够有效降低销量的预测方差。除此之外，其他控制变量，例如销量与价格的共同结果变量与中间变量、仅为价格的原因变量等，都不可加入模型中，否则会引入额外的干扰。因此，完备因果图的构建，是因果效应估计的关键核心问题。在当前的解决方案中，我们从产品维度和场景维度两方面入手，将产品相关属性、门店属性以及促销、法定节假日等相关变量加入模型中。该因果模型中的干预（Treatment），即价格，为连续型变量；因此，我们基于R-Learner算法对CATE进行估计，从而实现对销量-价格曲线的直线近似估计。首先构造两个机器学习模型，将响应变量和干预变量分别对混淆因子进行建模，由此去掉混淆因子的影响；然后，基于响应变量和干预变量的残差构建新的目标变量，并增加混淆因子作为输入再次建模，通过最小化加权损失函数，得到CATE的估计值。由于零售场景中存在大量的离散型混淆变量与控制变量，因此我们优先采用树模型算法，如Light GBM、XGBoost等。



价格-销量 因果模型

通过引入因果建模，联想不仅可对产品的营销策略进行优化，未来还将整合供应链的各个环节，如商品的采购、运输、存储等，构建一整套由数据驱动，由因果建模和预测性分析支持决策，且动态迭代的一整套智慧解决方案。

2.3.2 概率性预测

特征下基于时间序列的概率预测

在机器学习领域，大量问题的本质都可以看作是对未来进行预测，也就是将一个确定的输入映射成一个未知，但存在明确规则、可观测的输出量。本章中，我们主要针对回归预测问题，即属于有监督学习且输出量为连续实数。通过使大部分的数据符合预先建立的模型，最小化拟合误差，就可以实现对数据规律的建模。

联想基于丰富的业务数据源，运用特征工程技术，构建了大量有效的特征数据。例如，产品属性、门店属性、门店定位等静态特征，以及基于自然时间戳、法定节假日、促销日信息、历史周期内预测变量取值的动态时间特征。联想充分考虑时间序列的周期性特点以及不同序列之间的相关性与差异性，极大地丰富了原始时间序列数据，加速了后续的学习过程。

在此基础上，联想基于DeepAR的模型，通过合理假设概率分布形式，直接对分布参数进行拟合，提供时间序列的概率预测结果。在zero-inflated Negative Binomial的分布假设下，输出每个可能结

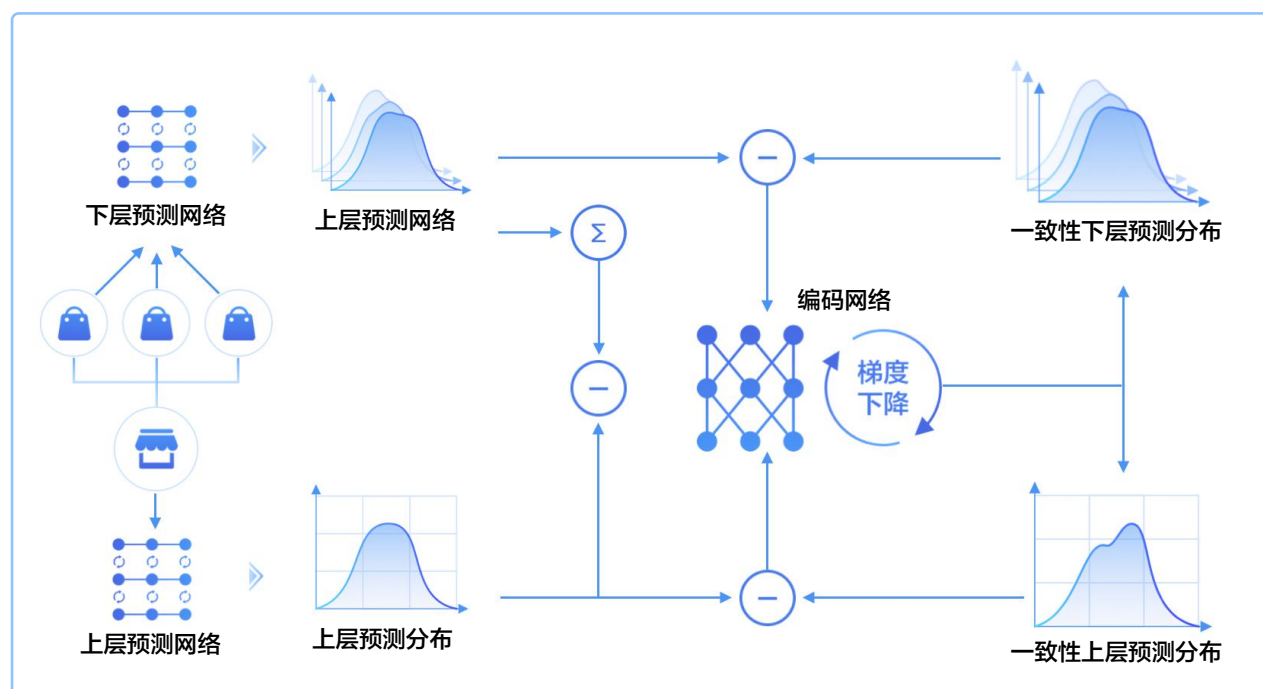
果及其对应的概率值，衡量其成为真实值的可能性。

基于概率性预测的输出结果，后续可有多种灵活的应用方式，例如将概率最大的输出结果作为最优预测值，或者在给定不同置信度的条件下提供预测区间，或者依据实际的业务场景选择不同的预测分位数作为最优估计值等等。

多层级结构下的概率一致性分层预测

实现支持层级结构决策的预测方法，已经成为各领域中一项必要而又关键的问题，其核心在于实现预测的一致性，即各层级的预测结果满足原数据的层级结构。

现有的分层预测解决方案包括自下而上(Bottom-up)、自上而下(Top-down)、中间向外(Middle-out)以及基于调解的分层预测方案^[6-7]等。上述所有层级一致性预测方案都只针对点估计，而单一点估计预测主要是对均值或者中位数进行预测，无法正确反映供应链中的极端情况，概率预测则能够对未来所有可能出现的结果估算相应的概率，基于概率需求预测也更方便制定后续优化备货策略。因此这里我们主要关注概率上一致性的分层预测方案。



方案框架图

联想通过多层级需求协同预测技术，综合考虑不同层级的数据特征，对多层级相关联的需求预测进行一致性优化，确保预测结果的层级一致性，提升整体的预测准确度。算法框架如上图所示。我们首先对各层的需求进行协同需求概率预测，输出概率预测模型参数，之后各层基于概率预测模型以及其对应的参数进行采样，并通过线性映射将采样点映射到满足各个层级上加和相等的一致性空间；在该过程中，我们基于保证映射后的预测值和真值误差最小且同时保证两次采样映射后的预测值在一致性空间的距离最小的策略。在具体实施过程中，我们采用随机梯度下降法，在多个历史窗口重复迭代优化

线性映射参数来确保得到一个较好的映射函数。为了便于后续优化备货方案的执行，我们通常在得到加和一致性分层预测结果后，依据假设的多层联合分布模型，通过最大似然估计得到满足分层一致性的预测模型参数。

联想的概率性预测技术可适用于多种维度的多层级结构，在维度混合的复杂多层结构中，也有较好的表现。该技术可以有效的利用不同层级间的信息，做到概率预测的一致性，而且可以兼容不同的调解模式，并推广到大规模层级序列预测中。

第三章

联想供应链智能决策 技术方案与应用实践

3.1

需求预测与智能备货

3.1.1 智慧服务供应链解决方案

方案内容与特色

售后备件的采购和调配作为售后服务的关键一环，受到地理、时间以及用户习惯等诸多因素的影响，传统的统计预测方法灵活性不足，很难适用于复杂业务场景，预测质量往往依赖于业务人员的经验。而随着业务量增长和复杂度提升，业务人员对于预测的把控难度越来越大，预测准确率无法稳定在更高的水平线上。

凭借自身在制造业上的优势，联想智慧服务供应链解决方案面向服务备件供应链，以大量行业专家和真实行业数据支持的模型算法作为依托，基于多种机器学习算法和运筹优化技术，快速准确地助力企业进行服务供应链网络规划、需求采购、库存优化等决策。该方案可提供：

■ **高精度的需求预测。**针对备件所处生命周期的不同位置，结合地域、季节等大数据，进行精准的长/短期预测。

■ **智能化的分货补货。**内置网络优化、补货、分货、库间调拨等多种场景。根据核心指标，快速模拟补货、分货或库间调拨等最优决策。

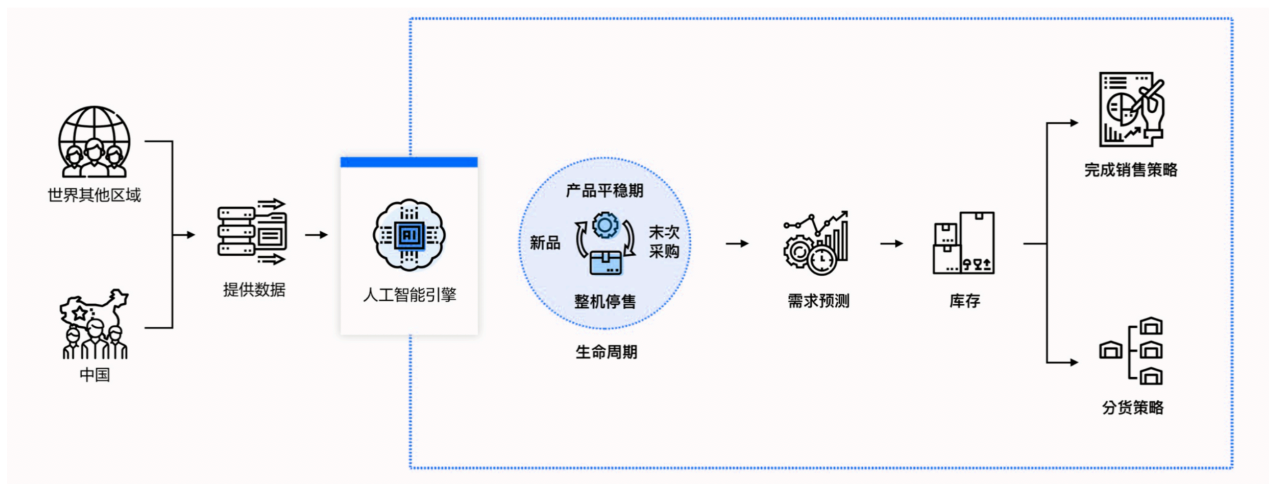
■ **交互式的辅助决策。**提供人机协作式决策管理与执行，提高企业的决策水平和质量。

■ **自适应的方案仿真。**根据历史数据和人为调整等规律性特征，进行历史复盘和方案对比的仿真模拟。通过持续地深度学习，不断进化决策水平。

■ **全局性的智能建议。**面向未来业务发展规划，对库存水平和物流网络的结构层次提供战略和执行层面的智能计划建议。

■ **深度的业务洞察。**结合备件知识图谱，，根据前代备件表现，针对业务场景进行更细粒度预测。

■ **多维的图表呈现。**可视化呈现分析和模拟结果，实时的监控和详细的信息展示，为计划员提供更直观决策支持。



联想智慧服务供应链解决方案图

联想智慧服务供应链解决方案运用多项先进技术，包括：

- **集成式服务供应链需求预测。**把多种各有所长的模型通过自适应加权方法融合成统一的通用需求预测模型，以满足全生命周期预测需要。
- **服务供应链时间序列生成。**通过时间序列条件生成模型，生成按照场景设定的服务供应链时间序列需求数据，采用择优选取或者加权融合的方法把条件变分自编码器和条件生成对抗神经网络的结果进行综合，为服务供应链时间序列生成赋能。
- **服务供应链仿真模拟。**涉及到需求采购模块、分货补货模块、服务供应链底端消耗模块。对每个产品每个备件在每个仿真时间点都进行计算，通过基于GPU的多尺度并行计算仿真平台，加速整个仿真的时效性。
- **多目标贝叶斯优化。**把服务供应链仿真的输入—计划策略参数，通过贝叶斯优化，找到全局最优的计划参数，从单目标贝叶斯优化扩展到多目标贝叶

化，通过优化采集函数从而达到最小化服务供应链仿真计算的迭代次数。

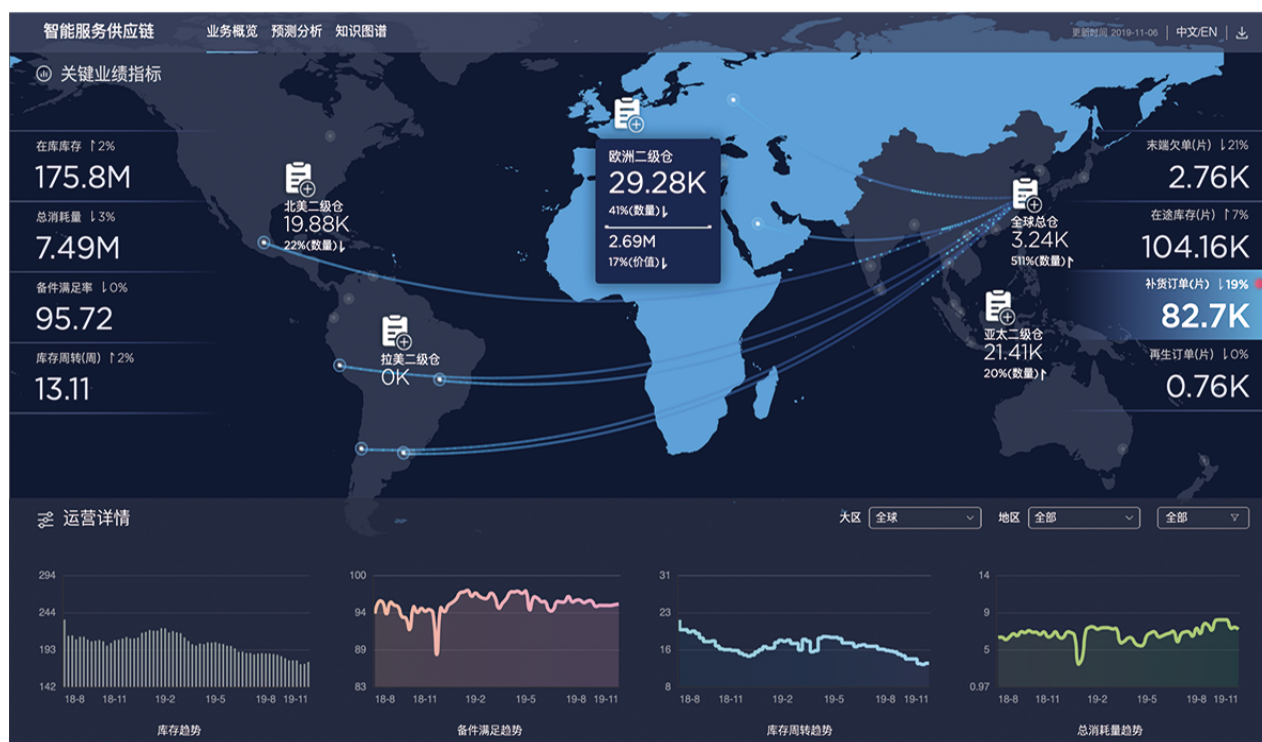
凭借领先的人工智能技术与贴近业务需求的方案设计，联想智慧服务供应链解决方案可以为业务带来自动化，覆盖全面，更加快速和准确的需求预测，触发服务备件全生命周期的采购计划、分货补货、分仓再平衡等多层级多场景下的业务决策支持，快速满足客户需求，提升用户满意度，同时降低企业服务供应链采购，运输，库存等运营成本。

应用案例

联想智慧服务供应链解决方案目前已在联想个人电脑事业部全球及中国区服务备件供应链计划管理中心、联想移动手机业务事业部全球服务备件供应链管理中心展开实践应用。

案例1：联想个人电脑事业部全球服务备件供应链计划管理中心

联想个人电脑事业部全球服务备件供应链计划中心



联想智慧服务供应链解决方案界面

管理全球数百个仓库的需求和供应，拥有三级仓储物流网络，地域和气候等影响因素情况复杂，PC备件种类数万种，年总采购支出上亿人民币。

通过运用该方案，联想不仅通过自动化极大的减少计划人员的工作量，且显著提升了服务供应链的表现。需求预测准确率比人工表现提升14%，成本节约8%，在有效提升客户满意度的同时，大幅减低了运营成本。

案例2：联想个人电脑事业部中国区服务备件供应链管理中心

联想个人电脑事业部中国区服务备件供应链管理中心，拥有上百人的管理团队，管理着上万组备件，年总采购支出上亿人民币。

方案实施后，有效改善了业务的运营，将业务人员从大量繁琐、低效的工作中解放出来，预测效率提升10%，需求预测准确率提升8%，成本节约12%。

案例3：联想移动手机业务事业部全球服务备件供应链管理中心

联想移动手机业务事业部全球服务备件供应链管理中心，管理着全球5个大区的手机备件的需求和供应，管理着近百个品类，近万组手机备件。

凭借强大的机器学习和预测分析技术，该方案运用后大幅提升了联想移动手机备件管理的效率与水平。相比传统的人工管理模式，智能方案所提供的决策建议，可实现预测效率提升达13%，需求预测准确率提升16%，备件需求与库存管理的科学化、精确化也使得备件管理运营成本显著降低，节约达15%。

3.1.2 智慧零售供应链引擎方案

方案内容与特色

面对复杂多变的市场环境，零售企业普遍面临着对市场需求把握不清、预测不准的挑战，品牌商与零售商在选品、生产、采购、库存分配等诸多环节决策的科学性、准确性等都难以保证，零售运营面临着商品缺货、用户流失、库存积压与贬值等一系列风险。

基于自主研发的人工智能算法，联想打造了联想来酷智慧零售供应链引擎，重点面向零售行业的需求与库存管理难题，通过智能化手段，为零售企业提供利益最大化的供应链智能决策，帮助零售企业提升供应链数字化、智能化水平，提高零售企业的供应链运营与管理能力。联想来酷智慧零售供应链引擎可提供：

■ **未来需求预测。**以历史销量数据为基础，运用AI算法预测未来各门店各产品的市场需求，并给出不同需求量所对应的概率。

■ **采购（生产）计划建议。**以需求预测为基础，考虑库存积压与周转情况，权衡销售指标与库存指标，可根据不同的业务目标，提出对应的最优的采购（或生产）方案。

■ **分货及库存管理建议。**智能化提出货品在不同层级仓库、各个门店的分配策略，提高货物分配的合理性与公平性，降低库存管理成本，提高零售运营效率。

■ **交互式的辅助决策。**AI模型充分吸取业务专家并对分析结果进行修正，将人工经验与AI分析相结合，实现人机协作式决策管理与执行。

■ **自适应的方案仿真。**可将AI模型和策略，在历史数据上进行仿真复盘，展现不同优化条件下的AI策略在历史数据上的模拟表现，并通过持续地深度学习不断进化决策水平。

■ 多维的图表呈现。多样化的图表对不同颗粒度下销售额、毛利、库存周转等重要指标进行展示，为业务人员提供更直观决策支持，并能在异常状态下发出警报。

联想来酷智慧零售供应链引擎独特的能力优势：

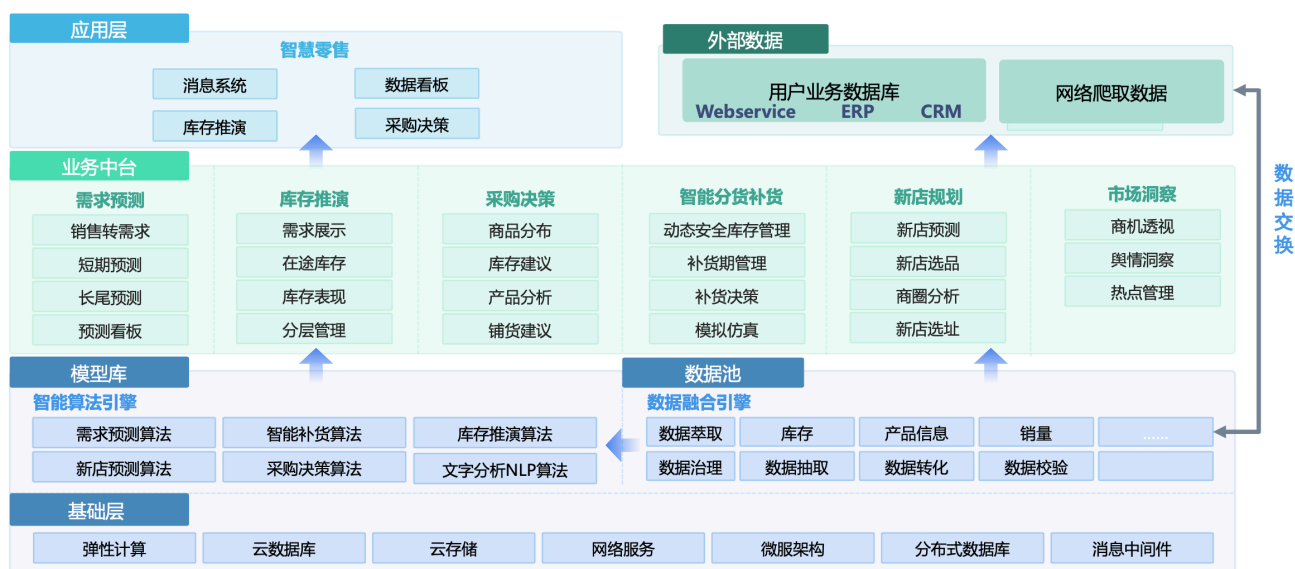
- **市场真实需求的还原。**基于历史销售数据与库存数据，运用AI算法识别出历史上的缺货及丢单风险，对未被满足的购买行为进行模拟补全，还原出真实的市场需求。
- **预测未来多种可能性。**对未来各门店内各产品，预测需求量的概率分布，全面给出销售的多种可能性及对应概率，便于业务人员结合实际情况进行选择。
- **多层次的一致性预测。**对区域仓、门店进行需求协同预测，综合考虑各个层级的数据特征，对相关的需求预测进行一致性优化，保证了预测的一致性。
- **适用于新店业务运营。**针对新开门店缺少历史销售积累的情况，通过对门店所在商圈、人流、消费水平等信息的分析，智能预测新店未来的需求情况，给出新店运营的选品、采购、备货建议，并在

运营过程中持续迭代优化。

- **洞察产品前后代关系。**充分考虑产品生命周期长度及所处阶段，构建产品前后代关系的知识图谱，解决新品上市缺少销售数据参考的问题。
- **融入市场信息的监测。**广泛监测市场新闻、行业动态、竞品信息等外部数据，并利用AI模型分析市场信息对产品销售的影响，帮助企业跟上市场环境的快速变化。
- **多目标可配置的系统仿真。**通过面向零售制造场景的仿真模块，用户可以根据当前和历史的库存数据及销售情况，设定不同优化目标及相应权重，实时输出各项KPI的模拟仿真结果。

应用案例

来酷科技是由联想集团投资的，定位于为广大消费者提供3C+品质潮品的智慧零售连锁企业，同时也是联想集团3S战略中智能硬件、智能行业解决方案和智慧服务的代表企业。来酷科技首创OMO全时全域智慧零售业务模型，破局线下零售坪效瓶颈，解决标品营销的行业痛点，在线上线下零售融合、智



联想来酷智慧零售供应链引擎功能架构图

慧零售新概念探索与验证等领域积累了丰富的经验。

面对快速增长的门店数量与商品种类，来酷科技对供应链优化的需求日益突出，主要体现在：1) 大规模精细化管理成为难点。2) 运营效率有待稳定提升。3) 数据利用尚待提高。4) OMO零售新范式对服务水平、服务效率有更高要求。

联想来酷智慧零售供应链引擎针对来酷的实际业务特点，为来酷科技提供基于人工智能算法的决策方案。

1) 基于历史销售数据，还原市场需求，并预测未来各门店各产品的需求概率分布，指导业务人员根据实际情况更加科学的进行预测决策。

2) 基于因果推断，形成商品价格模型，并通过高精度的概率性需求预测，计算出每个商品在不同备货量下的营收与积压风险，形成一系列、多样化的选品、定价与采购策略。将科学的价格调整与合理的选品备货相结合，实现各场景下的经营效果最大化。

3) 可视化、易操作的交互界面。帮助业务人员直观、精细化的查看、管理每个门店、每个SKU的需求与备货情况。并通过仿真模拟与可视化呈现，直观呈现不同优化策略下的指标表现，方便业务人员进行比较选择。

该方案在来酷的运用，帮助来酷显著提升供应链数字化水平，提升销售业绩的同时，减少供应链成本，推动来酷科技的运营从优秀迈向卓越。

大幅缩短计划员制定备货方案的时间：从数小时降低至5分钟。

最优库存周转策略下，库存周转天数下降达22%，有效降低运营成本。

识别出未被满足的潜在需求比例达到4.8%。

因缺货引发的仓间调拨，比例降低11%。

为业务人员的决策提供了数理依据与决策参考，提高科学性，减少对人工经验的依赖。

3.2 物料管理与生产计划

3.2.1 智能物料分配方案

方案内容与特色

对于大型的生产制造企业，生产基地和厂房往往遍布多地甚至全球，所需物料数量大、种类多、变化频繁，因此，当核心物料的供应无法满足各个工厂各类产品的需求时，如何更加公平、高效的完成物料分配是一个亟待解决的问题。

为了改善物料分配的效果，联想基于自身在消费电子产品领域的业务经验，通过自主研发的人工智能算法，打造了智能物料分配方案。该方案基于先进的求解器引擎和优化算法，实现了多个具有实用价值的功能：

■ **支持不同时间粒度的物料分配方案。**支持不同时间粒度的物料分配方案。针对离散制造业的物料采购交付周期（lead time）较长的特点，可提供物料长期分配方案。同时针对供应商实际分批次供应的特点，提供物料短期分配方案。

■ **支持不同时间粒度的物料分配方案。**支持不同时间粒度的物料分配方案。针对离散制造业的物料采购交付周期（lead time）较长的特点，可提供物料长期分配方案。同时针对供应商实际分批次供应的特点，提供物料短期分配方案。

■ **复杂场景下的多物料分配方案。**根据物料供应的先后顺序及紧缺程度设计了三种分配方案：1.单颗物料的分配；2.多颗物料的齐套分配；3.先对单颗物料分配，再与其他物料进行齐套。

■ **基于多目标的智能分货引擎。**基于物料齐套BOM结构，考虑物料之间的齐套依赖，从而设定最大化齐套数目的优化目标，同时兼顾利润和销售额最大化目标以及单颗物料的公平性，开发多目标的智能分货引擎。

■ **多角色协同的人机协作模式。**将不同角色聚合到一起，充分考虑不同角色的偏好，及时反馈约束条件的矛盾点，通过模型学习和优化，将



智能物料分配方案架构图

人工经验与AI分析相结合，推荐更智能、合理的物料分配方案。

■ **可交互的多维图表。**可视化物料分配的多目标仿真结果，通过鼠标悬浮、钻取、拖拽等交互操作查看不同时间维度、不同粗细粒度、不同方案对比的数据情况，为业务人员提供更直观的决策支持。

联想智能物料分配方案具备以下优势：

- **高度自动化。**根据业务规则自动化进行数据的收集、清洗、预处理等准备工作。
- **实时的仿真模拟。**对基于不同假设前提下的多种场景进行仿真，对不同的分配方案进行实时模拟，快速展示不同方案对各项指标的影响效果，便于业务人员作出选择。
- **灵活的多目标决策优化。**本方案提供针对多项优化目标的自由选择、调整排序、在合理范围内微调数据等功能。用户可根据需要，灵活配置，通过仿真模拟，选择满意的方案。
- **提升物料分配的公平性。**在考虑工厂与产品间的物料分配公平性上，本方案定义了合理的算法公式，使得问题变为线性优化问题，并在求解软件中几秒钟内得到最优解。
- **基于物料BOM依赖关系和财务数据，提升总体出货量和潜在利润。**

应用案例

联想作为一家在信息产业内多元化发展的大型企业集团，其产品智能互联，多样化程度居世界前列，以笔记本电脑为例，其对应的联想个人电脑事业部全球供应链计划中心需要管理全球数百个仓库，这些仓库的物料需求和供应受多种因素影响，分配和管理过程中面临诸多挑战。

联想智能物料分配方案，针对物料分配的实际业务痛点，聚焦用户使用场景，为联想个人电脑事业部全球供应链计划中心提供端到端的解决方案。

- 1) 提取来自不同系统的相关数据，支持数据自动化、智能化，协助用户快速获取有效数据。
- 2) 针对物料紧缺程度和不同的供应时间，提供多种分配方案，包括单颗物料分配、多颗物料齐套、先单颗物料分配再与其他物料齐套，方便计划员根据实际情况，灵活调用不同逻辑，及时调整分货策略。
- 3) 自动触发相关流程，智能化提示关键操作，端到端快速响应，增强跨部门协作的效率。
- 4) 在复杂的业务逻辑中，针对手动强约束的物料分配数据，增加算法可解性校验，提供数据矛盾反馈，及时告知用户，提升物料分配的科学性。
- 5) 考虑不同维度的分货决策目标，为用户提供可自适应调整目标的多目标智能分货引擎。

联想智能物料分配方案已应用在联想全球供应链管理部門，提供的多种优化分配方案，以及模拟不同方案带来的关键数据情况，使得业务人员能聚焦更高维度的业务发展，人机协作，高效配合，降本增效。

大幅缩短物料分配与调整时间：人工手动分配及后续调整需要半个月左右，智能物料分配方案在数据校验通过后，仅需几分钟就能给出优化分配结果。

提升了每季度的平均出货量与利润：在保证业务关键性指标不下降的前提下，带来出货量和利润大幅上升。

规避不必要的成本消耗：根据物料的配套关系以及最短缺物料的供应情况，能够提供出最公平或利润率最高的分配方案，减少了后续物料调拨的成本。

3.2.2 智能生产排程方案

方案内容与特色

在大规模制造业中，个性化、定制化正在取代单一品种、大批量的规模化生产，以"多品种、小批量"为特征的柔性生产成为制造业的核心竞争力。

为了让生产的计划与排程更加智能，最大化生产效率，合理利用生产资源，联想基于自身业务实践，通过多种人工智能技术和数学优化算法，打造了智能生产排程方案，提供从需求管理到智能排产方案输出的端到端解决方案，主要功能包括：

■ **基础数据治理**：包括生产工艺、物料BOM、生产日历、生产班次、生产资源及单位消耗、模治具管理、换产矩阵等基础数据的查询和维护。

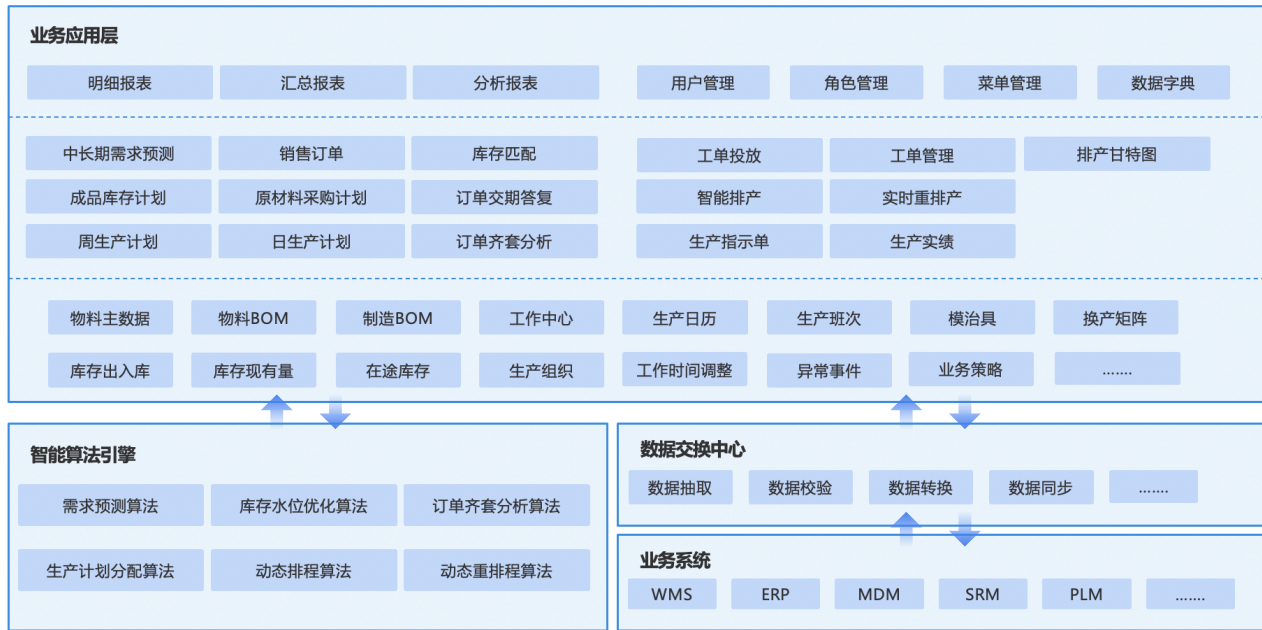
■ **业务单据创建维护**：支持创建业务单据或与企业当前信息系统对接单据，包括需求订单、需求预测、主生产计划、生产工单、库存计划等业务单据的对接和生成。

■ **供应计划生成**：基于产能约束、物料约束对公司净需求进行全局工厂合理分配，形成各工厂均衡合理的生产计划订单；考虑产能最大化、交期满足最大化等不同KPI目标，生成供应计划。

■ **物料计划生成**：基于机器学习和运筹学优化技术，在满足生产计划需求的情况下，结合物料BOM、物料采购提前期、物料安全库存、物料在途和在库库存，结合库存水位优化技术，给出合理且最优的物料需求计划。

■ **快速齐套分析**：在考虑产品-物料清单（BOM），库存和供货方式的情况下，对产品到在库物料进行匹配，使得更多的产品能够占到物料并投入生产，并使得订单达成率，交期和财务收益等指标最大化。

■ **详细排产**：根据工厂实际生产资源安排情况，通过AI和运筹优化技术提升排产智能化水平，在多重生产要素约束下输出多目标优化的最优排产策略



联想智能生产排程方案功能架构图

联想智能生产排程方案具备以下优势：

- **实时的运筹优化技术。**通过业界领先的算法提供优化决策引擎，兼具精确求解法的精度和近似求解法的速度。

- **多阶段联合求解技术。**通过基于竞争-协作机制的增量优化技术，对物料齐套和生产排程两阶段优化问题进行联合求解，充分优化生产线之间的生产资源分配和调度，提供更高效、更优质的生产资源配置方案。

- **可配置的多目标优化平台。**针对不同排产性能指标业务优先及经常变动的特点，设计了多目标、多优先级的组合优化算法。用户可灵活定制化的进行生产规划。系统通过KPI对比，帮助生产计划员快速评估各个方案的优劣，选择更符合生产要求的排产策略。

- **可解释决策模型。**基于实时响应的what-if最优化算法，构建可解释的交互决策模型，以提升人员对算法输出的接受度和可信赖度。

- **自适应模型进化。**根据历史数据和人为调整等规律性特征，进行历史复盘和方案对比的仿真模拟，通过持续地深度学习，不断进化决策水平。

凭借基于深度强化学习的多目标优化算法，联想智能生产排程方案突破了传统的高级计划和排程系统(APS)仅基于业务规则进行简单僵化的自动化处理的局限，真正意义上实现了人工智能综合决策，有效解决制造业生产计划效率低、无法兼顾多个目标等问题，助力企业实现更高效、优质的生产计划决策。

应用案例

联宝科技是联想（全球）最大的PC研发和制造基地，拥有全球PC制造业最大的单体厂房和数十条生产线，生产规划时需要考虑数十种复杂因素对生产效率和产能利用率的影响，人工排程在这一过程中普遍面临局限性：1) 排程耗时长；2) 资源利用率低；3) 严重依赖人工经验。

联想智能生产排程方案为合肥联宝科技提供从物料齐套（为订单匹配生产物料）到生产排程的端到端解决方案。

1) 提取来自ERP和MES系统的相关数据，形成待排产订单列表和排程相关参数。

2) 打造可视化管理平台，展示产线产能状况、机型排布、换线时间、订单完成进度和订单分布等信息，人机协作，帮助决策人员全面即时掌握产线生产状态。

3) 通过人工智能技术和数学优化算法，快速制定物料齐套和排程计划。帮助生产计划员制定生产优先级、确保产线、订单和物料的匹配。

该方案在联宝的落地，充分优化生产线之间的资源（人员、设备、物料）分配和任务调度，助力企业实现更高效、优质的生产计划决策，解决制造业排产耗时长、资源利用率低、严重依赖人工经验等问题，为工厂带来了实际可观的效益提升。

大幅缩短制定生产计划的时间：传统6小时 vs 1.5分钟，即可完成排程任务。

改善了资源的利用率：多关键绩效指标全面提升，工厂产量提升19%、处理订单数提升24%，交期满足率提升3.5倍。

通过敏捷的人机交互解决了计划员经验依赖的问题：经验不足的计划员在智能生产排程方案的辅助下，可以快速上手，保证排程质量。

3.2.3 原料库存优化方案

方案内容与特色

库存管理是供应链管理的重要组成部分，所有行业的供应链部门面临库存水位的设置问题，库存水位的计算需要综合需求的不确定性，供应的不确定性和服务水平，难度极大，企业极难在服务水平和库存成本之间达到最佳平衡。

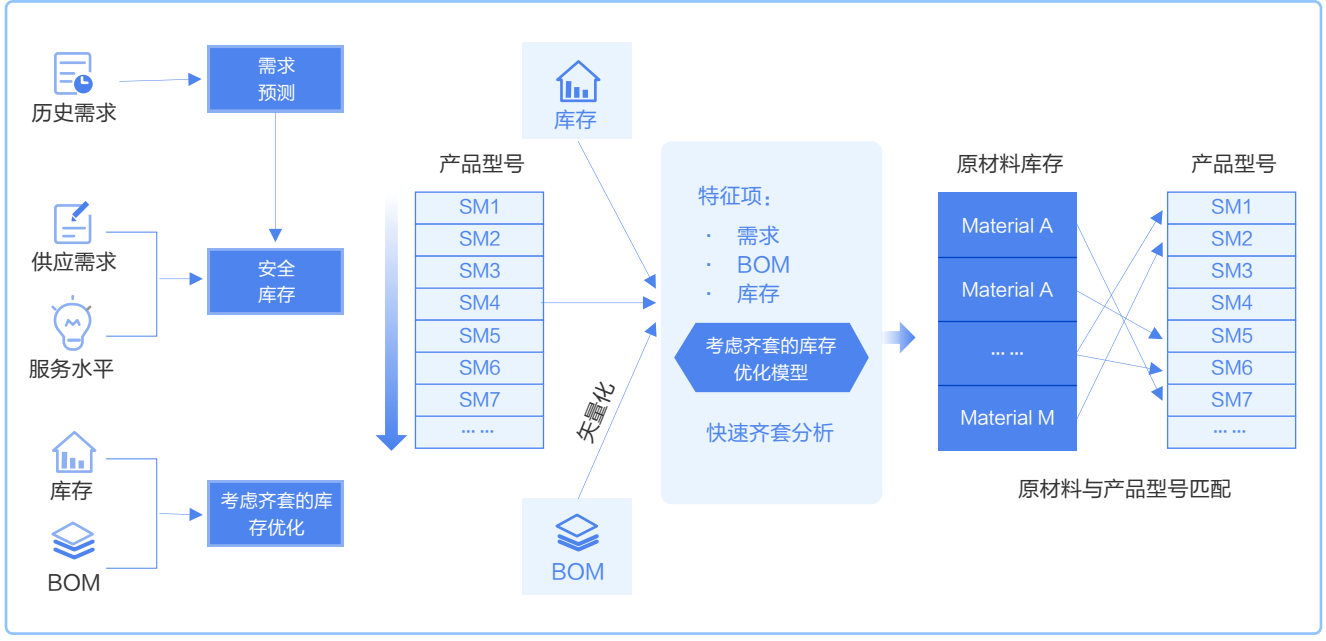
基于自主研发的人工智能算法，联想打造了基于齐套分析的原材料库存水位优化方案，重点面向制造行业的生产原材料库存水位优化问题，通过智能化技术为企业提供合理的原材料库存备货决策建议，帮助企业提升原材料库存运营水平，形成以数据分析建模为核心的计划决策。联想原料库存优化方案可提供：

- **基于齐套分析的库存水位优化：**结合齐套分析计算原材料的需求和供应能力，综合输入的服务水平指标，最终给出合理的补货建议。
- **库存模拟仿真：**可将AI模型和策略，在历史数据上进行仿真复盘，展现不同优化条件下的AI策略在历史数据上的模拟表现。
- **基于优化算法的库存呆料消耗方案：**结合物料成品的齐套结构和优化算法，以最大化不同等级的库存呆料为目标，结合当前库存水位、到料情况以及可接受等待时间和预算，提供最优的库存消耗齐套方案。
- **多维的图表呈现：**可视化呈现分析和模拟结果，实时的监控和详细的信息展示。

联想原材料库存水位优化方案独特的能力优势：

- 通过鲁棒建模和迁移泛化建立各种不同产品全周期模式模型，并以特定的模式种类信息对长周期的成品订单需求数量进行修正。
- 基于联想独有的大规模复杂BOM结构快速物料齐套技术，通过业界领先的基于知识图谱和加权图的图卷积网络、实时响应的what-if模拟等技术，实现需求到供应的精确匹配，实现了对成品需求到每种原料的需求与方差进行精确的拆解。
- 通过仿真模拟，将多维信息和参数输入到仿真系统，模型评估各种决策的效果，不断优化安全因子、服务水平参数等设置，实时输出各项KPI的模拟仿真结果。
- 将较为复杂的齐套优化问题拆分为两个模块求解，第一个模块基于启发式算法完成整机以及对BOM展开结构的选择；第二个模块基于第一个模块的输出结果，通过建立多目标的混合整数规划模型进行优化求解，输出最终的整机齐套方案。

应用案例



案例1：联想库存呆滞物料的消耗优化

联想原料库存优化方案优化引擎针对联想各个大区各个工厂的库存呆料情况，以及联想成品和配料之间复杂的BOM关系，为联想库存呆料的消耗提供基于人工智能优化算法的齐套决策方案。借助历史订单、当前欠单和未来预测订单数据，给出库存呆料消耗的最优齐套方案。

1)实时输出方案结果。将复杂度很高的问题拆解为两个模块进行求解，通过控制第一个模块输出结果的范围，可以将第二个模块中混合整数规划模型的复杂度控制在可控范围内，更能快速的获得问题的最优解，且可以灵活选择模块二的求解方法。

2)输出推荐成品的畅销因子。基于历史和预测数据比较科学地计算成品的畅销因子并作为优化的重要依据，从而确保推荐的成品比较容易销售，且能够输出够业务员参考。

3)支持用户输入自定义参数。该方案针对用户设定的多个目标，通过对两个模块的逻辑进行调整，可灵活支持对不同目标的倾向性选择，极大丰富了用户的最终方案选择的灵活度。

通过在联想某工厂的实验模拟，该方案的应用将帮助消耗约50%的库存呆料，提高了人员工作的科学性与效率，减少库存积压的同时，提升销售业绩。为业务人员的决策提供了数理依据与决策参考，提高科学性，减少对人工经验的依赖。

案例2：联想MBG生产库存周转天数优化

联想移动手机业务事业部（MBG）负责手机和其它移动设备的研发和生产。由于物料的品目繁多，齐套替换关系复杂，众多供应商和采购商的采购情况也各有不同，其因此原材料库存管理优化难度较大。

联想充分应用基于数据驱动的机器学习方法，为MBG提供了更加精确和健壮的库存水位管理解决方案，通过在预测、需求拆解、补货策略等不同阶段技术的落地实施，降低了库存成本，为企业带来了明显的收益。

摄像头类原材料库存周转天数降低了36%

内存类原材料的库存周转天数降低了63%

充电设备类原材料库存周转天数降低了39%

服务水平提升了9%

不仅节省了大量的库存管理成本，而且使得生产的上下游环节更加顺畅，为供销两方面的决策水平提高提供重要保障。

3.3 物流规划与调度优化

3.3.1 智能打包方案

方案内容与特色

在物流领域，货品的打包装载是必不可少的重要环节，打包与装载的策略不合理将导致大量包装箱等物料资源的消耗。如何高效的利用包装材料与运载空间，减少资源的浪费与对环境的影响，成为物流环节走向绿色节能的一项重要课题。

联想智能打包方案运用人工智能技术赋能绿色包装、绿色物流，通过智能化升级，改进流程效益，践行节能减排，积极探索绿色供应链的建设与实施。该方案通过各维度的包装及装载优化，提升货物密度的权衡系数，可适用于多个场景：

■ **包装纸箱领域：**根据发运订单商品品类、数量，计算最佳配载组合，选型最贴合的包装箱，指引运作员完成商品包装，监控实际包装平衡系数的目标水平。

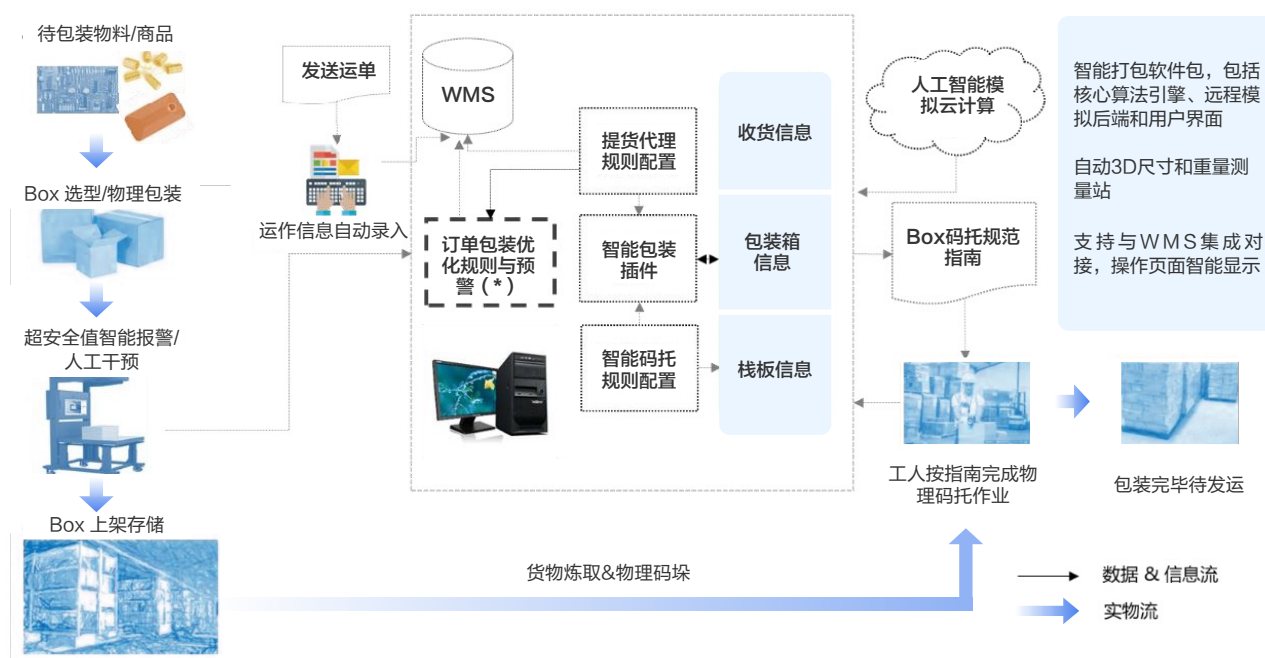
■ **托盘或栈板领域：**通过自动3D测量与称重，获得发运订单每一个包装箱单体的数据，通过云平台的智能模拟演练，计算出最佳的包装箱码托组合，输出码托指南指引运作员完成商品包装，监测实际包装结果，确保包装平衡系数最小化。

■ **集装箱或货柜领域：**通过智能码托信息的监测与采集，云平台的智能模拟演练，计算出最佳托盘装载组合及选型最经济的集装箱型号，输出装柜指南指引运作员完成商品的配载发运，确保集装箱最大化装载率。

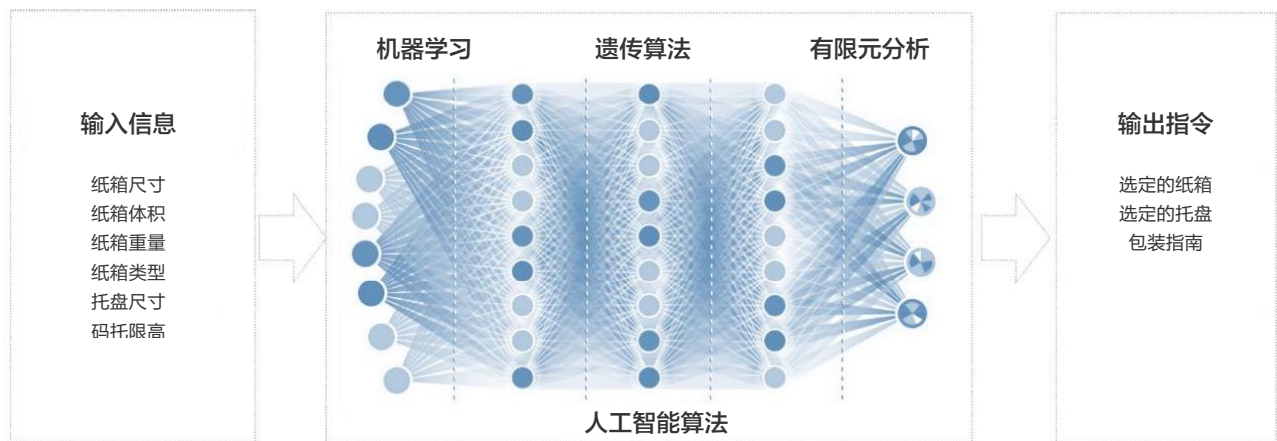
Box 3D测量&重量测量站

智能包装核心引擎

系统核心智能组件



联想原料库存优化引擎



智能打包方案人工智能算法架构图

联想智能打包方案在算法技术上进行了多项创新：

- **多层智能模型和算法。**基于机器学习中的强化学习技术，与运筹优化算法进行创造性的融合应用，实现了从整箱配给、散件配载装箱到箱型组合码托、托盘配载装柜的多层智能模型和算法；
- **端到端的最优组合。**集成基于运单需求履约、在库货品状态和出库包装最优组合，实现从拣选到装运的端到端智能包装模型和算法。
- **高度适配性的微服务方案。**将上述模型和算法封装为微服务方案，能够与第三方物流WMS（Warehouse Management Systems）或智能设备灵活集成、整合。

应用案例

联想智能打包方案在联想选型的业务点中实现了成功导入，在包装纸箱、托盘栈板、集装箱货柜领域都实现了有效赋能。原有的打包方式存在多个问题：1）包装箱规格不统一，尺寸重量无法预估；2）包装箱组合方式千变万化，无法找到最优解；3）人工装箱，打拍效率低下，需耗费大量时间和精力。

联想智能打包方案导入后，通过实际的运行结果，

将货物轻重平衡系数（Volume Penalty）从36%降低到17%，大幅降低了总运费，同时提高了人工

装箱效率。

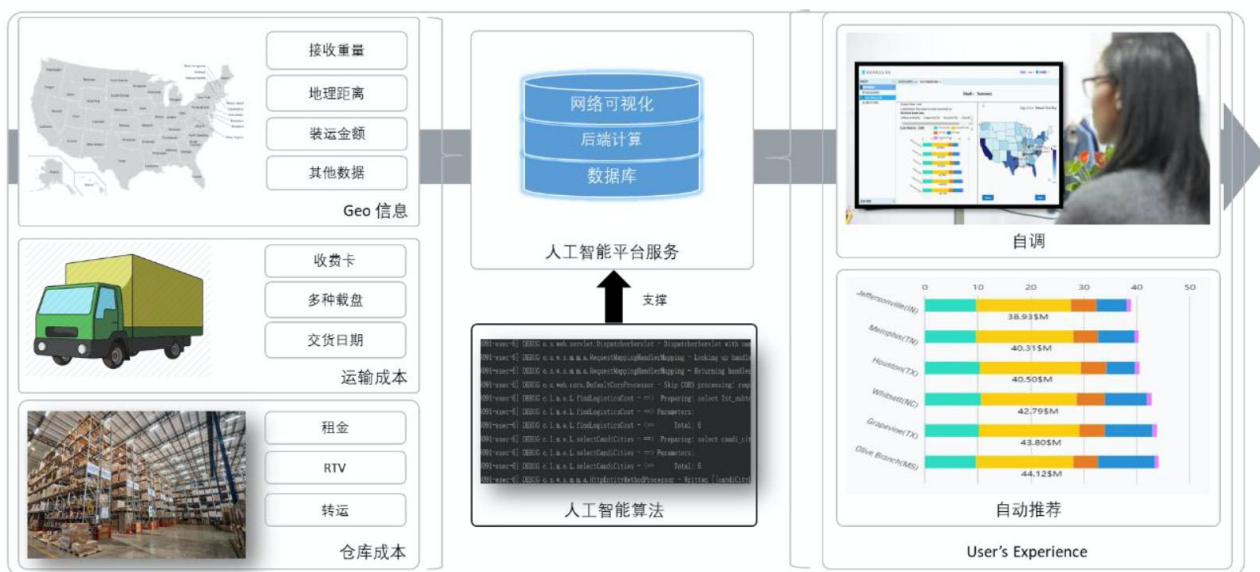
随着联想供应链数字化转型的持续推进，接合本身在智能化技术与应用上的沉淀与升级，该方案将推动包装平衡系数指标趋于完美，并拓展扩充到更多的业务点，在联想全生态系中为绿色供应链的推进发挥更积极作用。

3.3.2 智能物流网络规划方案

方案内容与特色

物流行业一向致力于高效满足多维度的配货、补货、以及准时送达的需求，在此过程中，物流企业一方面要降低物流及仓储成本，同时提高客户满意度；另一方面，物流服务需要面对不断变化的市场需求和运营环境，敏捷快速做出反应。这其中，物流网络与仓储布局的科学、合理、及时规划就显得至关重要。

联想从自身实践出发，基于智能的数据分析技术与仿真优化技术，打造了智能物流网络规划方案。方案融合了Human-In-The-Loop思想，并与供应链网络规划专家的运营实践有机集成，通过虚实结合方式来实现物流网络选址的智能决策，实现了一个完整闭环的范式。方案可提供：



智能物流网络规划方案架构图

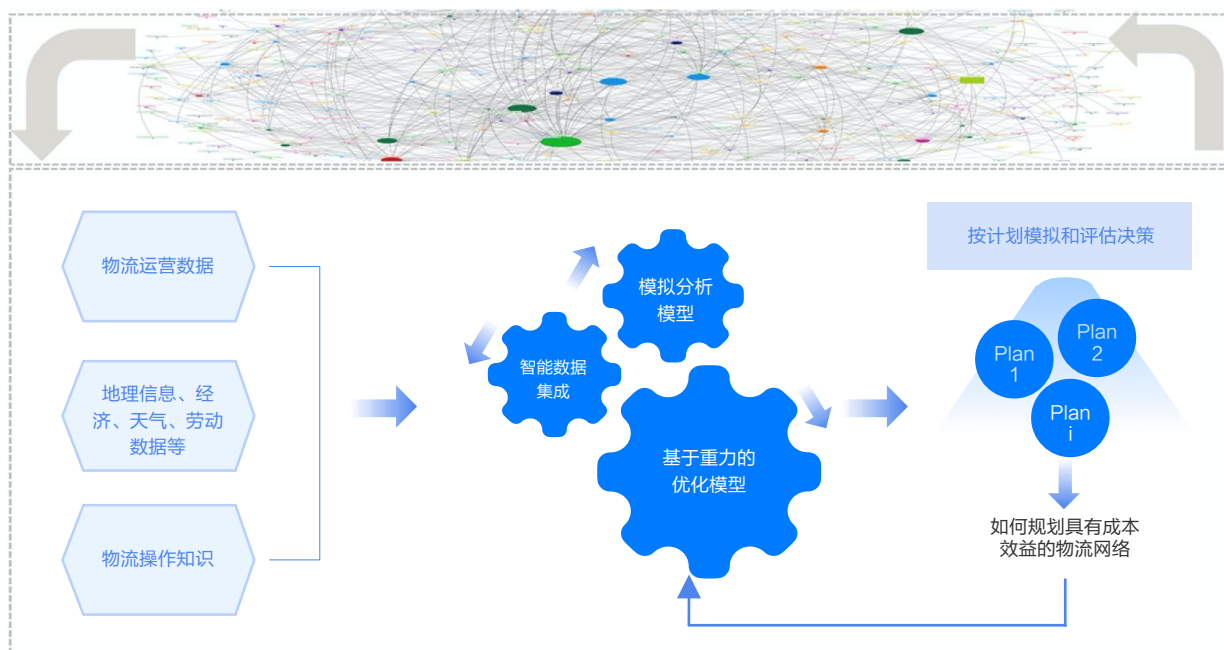
■ 分析推荐区域配送中心的最佳位置。

■ 推荐地区库房、前置仓库和维修站的最佳位置。

■ 实现不同网络规划方案的模拟计算，估算总成本。

方案具有多项技术特色：

- 自有知识产权的图网络的引力优化模型，支持分层次的多向数据传导拟合；
- 支持实时网络引力仿真分析，能够及时量化仿真网络表现。
- 具有针对多维度数据的智能整合能力（物流网络流量和流向，城市或地区的位置，库房运营成本，



物流选址智能决策模型

地区经济和人力状况，气候特点，交通情况，供应商物流网络的匹配程度等数据）。

- 构建了高效实用的智能交互工作流，方便供应链专家团队参与决策仿真过程，支持灵活多变的“虚拟”方案场景，结合模型推荐的分析结果，帮助团队确定最优的选址方案。
- 依托联想大脑基础AI平台，易于获得智能数据处理技术和完整AI算法集的支持。
- 提供标准的软件调用接口，能够便捷灵活地接入供应链的决策系统，在提供较好兼容性的基础上，实现系统虚实结合能力的扩展。

应用案例

智能物流网络规划方案已经支持联想服务供应链在北美和欧洲的地区库房（Distribution Center）单中心或多中心的优化选址方案，以及地区库房（Distribution Center）、前置仓库房（FSL）和维修站（Depot）混合配置的多层级优化选址方案。

方案应用之前，联想服务供应链的规划选址面临2大挑战，1）区域配送中心的位置无法准确定位，以满足成本和客户需求的平衡；2）无法快速计算和评估不同物流网络方案的效果。

2019年，该方案应用于联想服务供应链北美中心地区库房的选址，快速支持了物流业务专家的工作，应用智能交互RPA工作流，在数周内完成了多个构想的“虚拟”（what-if）方案评估，提供了较全面的量化决策，做出了最佳的区域配送中心选址推荐，确保了库房建设投资效益的最大化，提升预期收益超过数百万元。

3.3.3 城市配送调度优化方案

方案内容与特色

以城市配送为代表的物流末端环节，受到时效、路

网交通、车辆配载、货物重量与体积等众多因素的约束与影响，调度难度大、排班效率低，不仅直接影响最终用户的感知与满意度，而且消耗了物流链路的大量成本。

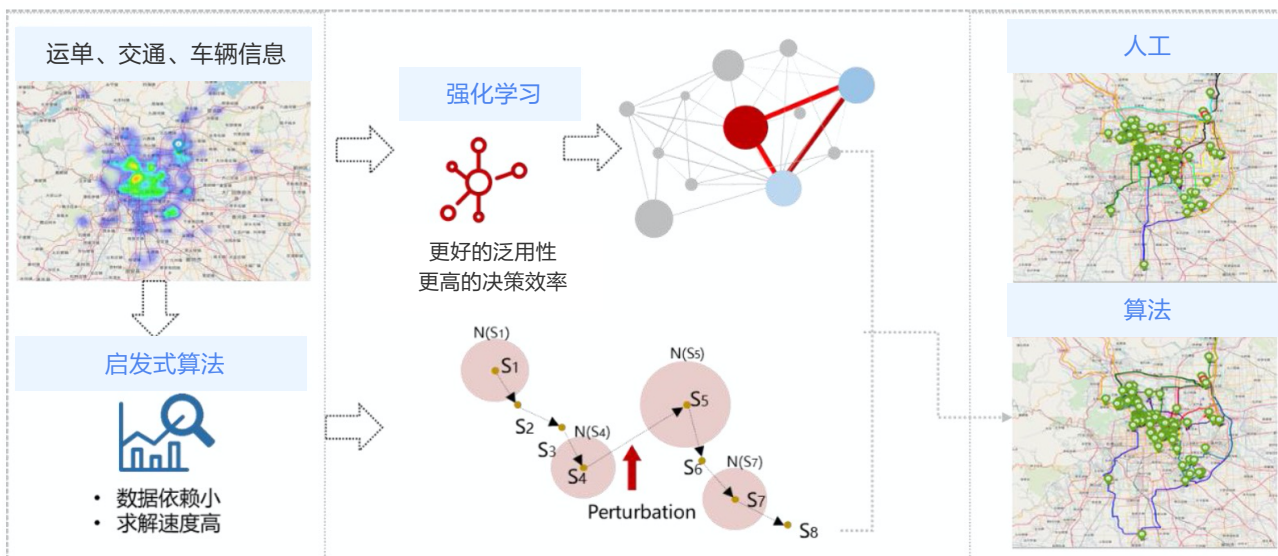
联想城市配送调度优化方案是基于数据挖掘和策略学习的路由优化AI解决方案，该方案综合考虑多源数据与复杂约束条件，运用机器学习技术，智能建模，打造算法组合，满足包括时间最优、里程最短、成本最小等在内多样化目标下的配送需求，提供不同目标下最优的调度策略与路径推荐，帮助企业最大化降低运力成本，同时提升配送服务水平。该方案可提供：

■ **运力排班与调度优化。**根据订单任务优先级，考虑距离、时间、交通、运载条件等多项约束条件，通过AI和运筹优化技术生成最优的运力的排班与调度计划，最大化运力资源利用效率，提高订单完成率与满意度。

■ **配送路径规划与优化。**导入订单、路网交通、天气、运力等多源数据，通过机器学习驱动的多目标优化算法，面向客户对运输成本、时效性等不同方面的多样化要求，输出各类场景下的最优配送路径建议。

■ **快速重排。**针对插单、改单等情况，进行快速调整重排。

该方案充分发挥了联想在机器学习领域的技术优势，通过对路由优化算法的综合研究，及对城市配送业务场景的相关分析，确定了通过启发式搜索算法以及基于强化学习的图网络模型的智能城配路径规划算法。启发式搜索算法以及基于强化学习的图网络模型可实时生成优化的运单调度表和配送路线。跟人工调度相比，算法生成的路线更合理，尽可能避免了为单个运单往返行驶这种低效的配送模式。



联想城市配送调度优化方案路径优化算法

应用案例

联想中国区物流业务在城市配送的路由规划方面，采用的是人工规划的方式。区域配送中心的调度员会根据当日订单的货量、地址、时效要求，以及当地限行情况、车辆资源情况，结合历史经验进行排单及路由规划。人工规划的方式主要问题包括：1）规则复杂，耗时耗力，方案不够科学优化；2）无法实时监控，且决策过程不透明；3）老旧的数据维护方式，无法迅速推广到更大规模的业务场景。

面向联想中国区物流的痛点，联想城市配送调度优化方案以北京地区的配送路径优化为切入点，提供了：优化的运单分配，高效的调度司机和车辆，由高速运算能力支持的What-if 决策，先进仿真模块支撑的实时业务监控和KPI评估平台。

通过在北京区域的应用试验，该方案大幅改善了联想中国区物流的运输效率，相比过去传统的调度与运输方式，智能决策技术带来了多项收益：

配送总里程与人工方案相比降低约11%。

配送总车次与人工方案相比降低约17%。

对车辆装载率的优化、对不同成本结构组合下的配送成本的优化。

对规划时间的优化，以及对不同配送方案的仿真分析。

第四章

未来展望



4.1

多种数字技术融合应用 供应链决策能力持续提升

未来，随着数字化技术在各行业的渗透加深，供应链数字化智能化的步伐进一步加快，物联网、数字孪生、边缘计算、知识图谱等多项技术将在供应链领域得到广泛应用。诸多的数字技术将与机器学习、数据挖掘分析、运筹优化等决策技术进一步融合，持续提升供应链的智能决策水平。

物联网技术与智能决策技术的融合，将夯实供应链智能决策的基础。运用物联网技术，原料、货品、设备、车辆、人、流程、环境等供应链关键要素的数据信息将被充分感知采集，智能决策所依赖的数据要素将变得更加实时、更加精细、更多维度，以数据驱动的智能决策的基础将更加坚实。同时，物联网使得更多生产要素接入网，每个要素都可直接受到决策的影响，供应链的决策将不再局限于面向场景的全局性宏观决策，而是可精细到货品、设备、车辆等个体要素，借助强大的算力与大规模的数据分析处理能力，实现供应链从场景到个体、从宏观到微观的全范围全粒度智能决策。

数字孪生技术与智能决策技术的融合，将有效降低决策成本，提升决策效率。数字孪生是充分利用物理模型、传感器更新、运行历史等数据，集成多物理量、多维度的仿真过程，在虚拟空间中完成对实体对象的映射[17]。供应链中的多维数据通过数据孪生技术的加工与建模，将在虚拟世界中构建出供应链的数字孪生体，为智能决策技术提供低成本的决策验证平台，智能决策技术的输出结果可在数字化的供应链孪生体上进行模拟仿真与实施验证，监测评估决策结果对供应链各环节的可能影响，在不影响物理世界真实供应链的前提下，帮助智能决策技术快速、持续迭代提升。

知识图谱等技术与智能决策技术的融合，将提升智能决策的决策水平。通过数据治理、自然语言处理、知识图谱等技术，供应链中多源异构数据被整合加工，并进行知识的抽取与融合，供应链中的人、机、物、料、法等要素之间复杂关系将梳理清晰并整理成数据语言构建的知识图谱。通过高效的知识构建和融合，智能决策技术将更好的洞察数据间的关系、模式，更加准确的进行数据分析与数学建模，实现“数据+知识”的双轮驱动，进一步提升决策水平，增强决策模型的可靠性，并大幅提高决策结果的可解释性。

未来，多种数字技术的共同作用，将加速推动供应链的数字化、智能化转型，供应链智能决策技术也将在技术的融合应用中得到进一步的发展，为供应链提供更优更强的决策能力。

4.2

多个场景环节协同联动 供应链全链条一体化决策

随着智能决策技术在供应链各场景中的应用推广，智能决策的水平、质量得到进一步认可，未来，企业设计、采购、生产、物流、销售、服务等多个场景、多个环节的决策有望协同联动，智能决策将贯穿企业供应链管理全链条，实现一体化决策。

当前，受限于决策方法的发展水平，智能决策技术在企业中的应用，主要还是通过部分解耦、简化环节和约定逻辑等方式得到的近似决策优化结果。决策时聚焦某个特定环节，解决特定问题，场景单一孤立，决策更多考虑本环节的供需关系与条件约束，尚少开展多场景多环节的协同决策，应用效果受到一定程度的制约，且可能与其他相关环节发生冲突矛盾。

供应链贯穿企业价值交付全流程，各个环节之间有很强的联动依赖关系，因此，高水平的供应链决策也应

是贯穿供应链全流程的。随着供应链数字化、智能化的转型推进，智能决策技术理论方法与行业实践的发展与成熟，供应链的智能决策将从单一场景，拓展到上下游相关联的多个场景，并逐渐拓展到供应链全链条，对供应链全盘的供需、约束、影响因素进行全局考虑。采购计划、生产计划、仓储及运输计划、销售计划等供应链各环节的重要决策都将被运用智能决策技术进行一体化的决策，决策之间环环相扣，相互协调，形成供应链智能决策的闭环，供应链决策从宏观到微观尺度也将实现统一。

供应链全链条一体化的智能决策，将进一步发挥智能决策技术善于求解复杂问题、处理海量数据、自我迭代演进的特点与优势，充分使得智能决策技术的应用效果最大化，为供应链带来更大价值。

4.3

智能决策技术持续发展， “4R”成为未来重点方向

当前，智能决策技术在供应链应用的过程中，还面临技术落地实施周期长、验证困难、用户信任度低等问题与挑战。未来，智能决策技术将进一步发展，并以突破提升可靠性(Reliability)、可复用性(Reusability)、可调节性(Regulatability)、可信赖性(Responsibility)的“4R”能力为重点发展方向。

优秀的智能决策技术，不仅需有高水平的决策性能，也需要具备快速、多场景、大规模落地的应用能力。因此，供应链智能决策技术在未来的发展上，除了要在决策效率、效果方面持续提升，还需重点关注“4R”能力的打造，包括可靠性(Reliability)，即智能决策的准确性和稳定性；可复用性(Reusability)，即智能决策技术中算法、功能模块的模组化，以及跨场景的泛化适配能力；可调节性(Regulatability)，即智能决策技术或方案与算力、存储、通讯与运行环境的快速适配；可信赖性(Responsibility)，即智能决策技术的可解释性、公平性、以及隐私保护等。

“4R”能力的建设，将推动智能决策技术更加广泛地在供应链领域落地应用，在行业中充分发挥技术的价值，带来生产力的提升。

在具体实践中，联想的研究人员已经围绕“4R”展开了技术上的探索，如构建知识与数据融合的预测模

型，利用知识减少模型对数据的依赖，提升模型的泛化性、鲁棒性和可解释性；改变传统的对单一场景进行优化建模的方式，实现不同场景下决策过程中的信息共享，识别普适性规律和个性化特征，建立稳健的、具有迁移能力和泛化能力的优化模型；研发基于因果推理的决策模型，帮助传统机器学习模型克服过于依赖关联统计和独立同分布假设等缺陷，进一步提升决策技术与模型的稳定性与可解释性；综合考虑供应链不同场景设备的响应速度、数据安全等要素限制，打造具有自适应性的边缘智能决策方案等等。

未来几年，随着供应链决策的愈加重要与困难，供应链场景对智能决策技术的需求有望进一步、大规模的爆发，大量的场景有待智能决策技术去应用赋能。在此过程中，技术的可靠性、可复用性、可调节性、可信赖性将变得至关重要。不具备“4R”能力的技术，将难以应对复杂的供应链场景与环境，难以赢得用户的信任与青睐，也就难以把握住这一巨大机遇，难以在实践中得到更进一步的锤炼提升。可以说，“4R”不仅将是智能决策技术的重要发展方向，也将成为检验决策技术可否持续发展、切实落地的重要标准。

参考文献

- [1] <https://baike.baidu.com/item/%E4%BE%9B%E5%BA%94%E9%93%BE>
- [2] Neil Chandler “Agenda Overview for Analytics, Business Intelligence, and Performance Management” ,Gartner(2013)
- [3] <https://baike.baidu.com/item/%E8%BF%90%E7%AD%B9%E5%AD%A6/1559>
- [4] Gartner-2022年重要战略技术趋势
- [5] Velikovic et al. Graph Attention Networks, ICLR 2018
- [6] Wickramasuriya, S. L., Athanasopoulos, G. & Hyndman, R. J. (2019), Optimal forecast reconciliation for hierarchical and grouped time series through trace minimization', Journal of the American Statistical Association 114(526), 804–819.
- [7] Van Erven, Tim and Cugliari, Jairo. Game-Theoretically optimal reconciliation of contemporaneous hierarchical time series forecasts. In Modeling and Stochastic Learning for Forecasting in High Dimensions, Lecture Notes in Statistics, pp. 297-317. Springer International Publishing, 2015.

提醒和告知

本文件仅为分享信息目的提供，不是我们对相关技术或其他专业问题提供的咨询意见或建议。联想不就本文件中所提及产品或技术的开发及部署做任何保证。本文件不构成销售相关产品或技术的要约或要约邀请。本文件的信息基于对我们从我们认为可信的来源所获得数据的分析和整理，在本文件发布前，我们已尽合理的谨慎和注意进行审核，但不保证本文件的信息是全面的、无错误或可适用于任何特定场景。如需使用本文件信息，请征询专家意见。我们不对使用本文件信息的结果负责。

本文件如包含指向特定网站的超链接，这些链接仅为说明目的提供，并不表明我们认可、推荐或同意所链接网站上的任何内容。您可选择是否访问此类网站及使用其内容。我们对第三方网站及其内容和使用不承担任何责任。

本文件中属于许可方的部分（如有）根据授权使用。未经联想事先书面授权，任何人士不得以任何方式对本文件的全部或任何部分进行复制、抄录、删减或将其编译为机读格式，或以任何形式在可检索系统中存储、在有线或无线网络中传输，或以任何形式翻译为任何文字。

任何个人或单位以转载、引用等方式使用本文件内容时：

- 必须注明“文件/内容来源：联想集团所属企业”；
- 必须基于合理和善意的原则，不得对本文件内容进行曲解或篡改。

对于违反上述使用限制的行为，联想保留追究法律责任的权利。

如联想公司认为使用行为是非合理的或非善意的，或使用行为导致本文件内容被曲解、篡改，则联想公司有权要求该使用行为人停止其行为并消除不利影响。

权利声明

“联想”、“Lenovo”文字及徽标是联想集团所属企业的商标。提及的其他商号、产品或服务名称可能是联想或其他公司的商标并由其各自权利人拥有。

© 2022联想集团所属企业和/或其许可方，保留所有权利。