2026.10 明道云 2026 伙伴大会

实战分享 AI + MINGDAO

基于AI+明道云的企业智能供应链计划解决方案实战分享

需求预测 · 智能补货 · 主计划与排产

预见科技

www.4see.tech

预见科技：专注企业智能销售预测

联合微优微（VUV）、驭策供应链等伙伴，提供端到端供应链计划服务

2022

成立于 2022 年

50+

伙伴联合服务企业

团队背景

来自京东、百度、丹纳赫、清华大学、宝洁、SAP
兼具供应链业务方法论与 AI 算法工程能力

核心能力

销售预测、库存规划与智能补货
主计划与排产、产销协同

投资支持

获得宁波市与高新区科创项目投资
获得深圳市 VUV 的战略投资

生态合作伙伴

微优微（VUV）、驭策供应链等
联合提供端到端供应链计划服务

荣誉与资质

宁波甬江科创精英项目、甬江人才工程
中国商业 AI 应用图谱、施耐德「创赢计划」
零售科技新锐企业奖、CyberVadis 银牌认证

// 03 THE PROBLEM

高缺货和高库存，常常同时发生

企业为应对供需两端的不确定性，必须储备资源（库存 / 产能 / 仓配）—— 一旦储备不准，两头都要付代价

某跨国电子仪器制造企业 · 高缺货的代价

STOCK-OUT COST

大中华区销售额 10 亿+ 规模

<80%

成品准时出货率

- 零部件频繁断货，成品准时出货率不足 80%；估计 5%~10% 的需求因交期影响而丧失
- 零部件紧急采购订单多，采购成本连续 3 年上升（+30%）

某中国消费电子企业 · 高库存的代价

OVERSTOCK COST

主营商品全球市占率超 70%，年营收超过 80 亿

180天

滞销品可售天数

- 销量预测效果不佳，30% 的销量增长带来了 40% 的库存增长
- 库存结构失衡：畅销品供应响应慢，滞销品可售天数超过 180 天

解决「资源储备不准」这件事，本身就有巨大的商业价值。

// 04 WHY IT IS HARD

难在哪：数据多、变化快、缺人才

面对复杂多变的内外部数据，传统 Excel + 经验的方式，效率和效果都撑不住

数据多 VOLUME

数据品种多 · 销售渠道多 · 促销活动多

变化快 VELOCITY

市场变化快 · 需求波动快 · 对手反应快

缺人才 TALENT GAP

人力成本高 · 培训成本高 · 软件成本高

行业里通常有两条路 —— 但两条都有各自的死角

路线一 · 靠经验 Excel + 老师傅的判断

优势 可解释性好，务看得懂、信得过，对数据长度要求低

- 不细致 —— 做不到 SKU 级别预测
- 不准确 —— SKU 级别预测准确率极低
- 不及时 —— 长提前期下算不出来
- 不稳定 —— SKU 级别预测偏差波动大

路线二 · 只靠模型 机器学习或统计模型直接上

优势 能支持更复杂、更精细的预测，准确率与稳定性更好

- 是黑盒 —— 业务不知道数怎么来的，不敢用
- 依赖人 —— 特征工程与调参对人员要求高
- 难扩展 —— 多 SKU / 多层级场景下撑不住
- 门槛高 —— 对数据量和数据质量要求高

所以问题变成：**有没有一种方法，既能享受算法的便捷和精度，又能保留业务的可解释和手感？**



// 06 SOLUTION ARCHITECTURE

总体方案：明道云底座 + AI 智能供应链计划

明道云承载企业数据与业务应用，预测、库存与求解引擎提供计划计算能力

业务场景 SCENARIOS

需求预测 | 智能补货

库存策略仿真 | 促销 / 价格仿真 | 新品爬坡仿真 | 直播备货仿真 | 需求波动仿真 | 供应波动仿真

预测管理系统 FORECAST MGMT

AI 多维预测（SKU × 组织 × 仓） | 销售提报 | 预测复盘

历史数据清洗 | ABC-XYZ 分类 | 外部因子添加 | 协同共识

干预留痕 | 多版本对比 | 计划日历 | 产品迭代

智能库存管理 INVENTORY

多级仓网寻源 | 自动求解最优策略 | 库存仿真推演 What-if

供应链链路 / 参数管理 | 动态安全库存计算

补货点 · 补货量计算 | MOQ / EOQ / 提前期管理 | 库存异常预警

自研算法层 ENGINE

MOE 混合专家预测模型 | AI 助手 · Agent Skills

数十种预测算法 | 库存优化算法 | 仿真器 · 求解器 | 白盒因子分解 / SHAP

明道云 数据与应用底座

数据接入与管理

ERP / OMS 等内部业务数据接入

数据建模、主数据与业务台账

业务应用快速搭建

业务页面、表单、工作流与审批

角色权限、规则配置与应用扩展

数据接入与清洗 CLEANSING → 模式分析与分类 PATTERN → MOE 自动选模预测 FORECAST → 协同调整与定版 CONSENSUS → 智能补货建议 REPLENISH → 库存推演与复盘 SIMULATE

企业内部数据接入明道云，统一管理并支撑计划应用；算法服务通过接口调用，支持私有化部署与信创架构。

AI 预测：每条需求序列匹配适合的模型

销售特征各不相同，系统基于同一回测口径比较算法，并保留计算依据

01

数据准备

历史销量、商品与渠道
促销、缺货和异常处理

02

需求识别

平稳、趋势、季节性
间歇、新品与生命周期

03

模型择优

统计模型与机器学习
滚动回测、逐条选模

04

结果解释

预测值与因子构成
选模依据、版本与干预

业务人员如何参与

系统先提供预测底稿，业务补充活动、新品与例外判断；调整理由随版本留存。

实际销量回流后，同口径复盘系统预测、业务提报与共识版本

仿真：先比较方案，再决定如何执行

在同一份需求和业务约束下调整参数，比较备货、库存与收益的变化

库存与补货仿真

调什么：服务水平、补货周期与安全库存

看什么：周转天数、有货率与资金占用

直播仿真

调什么：直播销量分布、成本与利润

看什么：单场最优备货量与期望利润

促销与价格仿真

调什么：价格、活动强度与促销假设

看什么：需求增量、毛利与备货压力

新品爬坡仿真

调什么：相似品、预算与铺货节奏

看什么：上市曲线与各期备货需求

每个方案保留参数与结果，用同一组业务指标进行比较

把算法能力接入伙伴的 Agent 与业务系统

业务经验沉淀为 Skill，模型通过接口供各类系统调用，复用伙伴已有交付成果

同一套预测与优化能力，两种集成方式

业务经验抽象为 Skill

将业务方法与调用流程沉淀为技能
集成到其他 Agent 中
由 Agent 按业务场景调用预测与优化能力

算法模型作为服务调用

模型通过接口供各类业务系统调用
接入明道云及伙伴已交付的企业系统
计算结果返回原应用，继续驱动原有流程

伙伴已有系统
明道云等业务应用

→

算法模型服务
预测与优化计算

→

原有业务流程
接收结果并继续执行

复用伙伴已有交付成果，把预测与优化能力接入现有业务系统

// 10 CUSTOMERS

这就是我们服务过的客户

预见联合微优微等伙伴一起 服务 制造与消费品企业 覆盖 食品饮料 · 日化个护 · 消费电子 · 汽车零部件 · 保健营养 · 零售渠道

DANONE · 屈臣氏 Watsons · 东鹏饮料 · Vinda 维达 · GOODYEAR

EPSON · 汤臣倍健 · SHOKZ 韶音 · YIHAI 颐海 · 舒客+

Shinho 欣和 · MERIT LINK 脉链 · SMOORE · dearBOYfriend 亲爱男友 · ulanzi

五个已上线项目的实际结果

匿名项目概览

头部水饮

国内头部

70% → **88%**

预测准确率
分销预测

月总量准确率 96%
计划缺口 −10%

复合调味

行业头部

>98%

订单满足率
周预测衔接补货与生产

计划效率 +90%
SAP 计划联动

日化快消

行业龙头

68% → **85%**

预测准确率
平均周维度

平均缺货率 0.09%
库存周转目标达标

消费电子

出海品牌

75% → **85%**

预测准确率
SKU × 渠道 × 月

需求满足度 98%
业务耗时 −90%

精密制造

跨国集团

58.8% → **72.8%**

预测准确率
全量 2,342 SKU

耗材准确率 77.8%
预测周期 14 → 7天

以上为已上线项目实际结果，客户已脱敏，logo 与项目不作一一对应。上线前为项目基线，各项目统计颗粒度与业务口径不同，不可直接横向比较。

客户 A：产销协同的四个核心问题

预测靠经验

经销商、终端数据
已经十分丰富
预测仍靠人工经验

主计划缺少指导

分配全靠人工
只管下月怎样生产
不指导销售怎样下单

订单缺乏管控

随意下单、随意取消
供需安排被反复打乱

排产效率低

完全依靠人工排产
难以跟上订单变化

最大的问题：供需、订单和生产的节拍始终对不上

客户 A：月度定回复量，周度定排产节拍

需求驱动全局资源分配，月回复量指导下单，短期订单调节周度排产

月度需求计划

AI 预测

+ 线上销售提报

形成共识需求

月度全局分配

运筹算法统筹供需资源

区域产能

需求优先级

物流成本

生产成本

经销商库存

最优分配，形成月回复量

周度下单与排产

以月回复量指导下单

销售按可承诺量安排订单

以订单反馈调节生产

周度滚动排产，明确日度安排

执行结果回流下一轮计划

预测有依据，分配能指导销售，订单与生产在同一节拍下滚动

客户 A：多因子驱动的动销预测

引入业务因子，按数据特征自动选模，输出可解释、可持续调优的需求预测

01 多因子引入与影响

历史销量与扫码动销

历史销量识别趋势与周期
扫码动销捕捉近期消费变化

天气：温度与降水

天气变化影响短期需求
按品类学习拉动或抑制幅度

网点、陈列与冰柜

反映网点覆盖与可售能力
校正需求规模

节假日因子

学习节前、节中、节后变化
校正日历节奏

营促销因子

识别活动增量与活动后回落
区分促销拉动与常态需求

数据清洗与特征构建

缺货填补、异常识别；对齐历史动销、业务事件与外部因子

02 自动选择模型

模式分析 → 候选模型 → 历史回测

识别趋势、周期、间歇性，匹配适用算法
比较预测误差与偏差，选择更合适的模型

时间序列 · 回归 · 机器学习

03 输出与修正

城市 × 产品 × 日

长短期模型融合
残差补偿与天气约束
输出滚动需求预测

04 结果回测与持续调优

实际动销回流 → 对比预测偏差、分析因子贡献
调整特征、参数与模型权重，进入下一轮预测

因子的影响方向与强度随区域、品类和时段变化，由历史数据学习，并随实际动销持续更新。

客户 A：主计划、分配与排产一体化

低代码界面配置规则，求解器计算最优结果，再衔接 MPS、OMS 与 APS

低代码业务界面

参数与资源

产能、库存
生产成本与物流成本

需求优先级

需求类型、品类
渠道优先级

供货路径与规则

可供基地、寻源范围
供货路径与跨区域规则

共识需求 + 当前订单

分配与排产求解

综合产能、库存、成本与路径约束，按优先级进行全局求解

最优分配与排产需求

基地月度供应量与缺口
指导周度需求与排产

低代码配置与结果界面示意



主计划 MPS

返回月回复量、基地分配与缺口

订单系统 OMS

指导销售下单，反馈短期订单

排程系统 APS

接收分配与订单，细化日度排程

订单与执行结果回流，滚动调整下一轮主计划与排产

客户 A：主要项目效果

98%

供应计划满足度

88%

动销预测准确率

< 2%

需求修改行数比例

计划更稳定，业务反复调整更少

主要成果：需求、供应、订单与生产四个节拍匹配

需求节拍

终端预测更准确
月度共识需求有依据

供应节拍

月度全局资源分配
形成可承诺的回复量

订单节拍

按回复量安排周度下单
短期订单变化受控衔接

生产节拍

周度滚动、日度执行
随订单反馈灵活调整

需求驱动资源规划，资源约束指导销售，销售反馈调整生产

客户 B：缺货与库存积压并存

跨区域、多层仓网下，需要回答备什么、备在哪、何时到货

客户最直接的困扰

没库存的货，响应慢

有库存的货，不畅销

缺货影响销售，库存占用资金
需要同时改善周转与库存结构

需要打通的三处断点

需求颗粒度

总量预测要细到仓网节点及其销售渠道，
才能回答各地、各仓具体该备什么。

计划衔接

月度节奏要提升到周度滚动，
需求变化要同步传到补货与运输计划。

跨团队协同

销售、市场、计划与供应需要在同一系统
查看数据、交换判断并形成共识。

项目目标：让需求、库存与到货节奏在全球仓网中匹配起来

客户 B：先把各方判断变成一份可用的需求

算法预测结合业务判断，经审核发布为共识日销与总量

算法给出需求底稿

按仓网节点对应渠道的历史销量建模

分析数据特征，匹配模型
输出精细化的基准预测
作为业务判断的共同依据

业务补充并校准预测

DP 计划	比对基准预测与业务调整
销售团队	补充渠道需求与销量判断
市场团队	补充促销活动等市场信息

审核后形成共识

渠道审核

共识日销与总量

发布当前生效版本

供后续补货计划调用

业务落点：每个计划渠道有一份经审核、可衔接补货的共识需求

客户 B：把需求落成补货、供应与运输决策

把库存策略、工厂供应和运输方式纳入同一条计划链

需求输入

确定需求量与节奏

共识日销与总量
对应销售渠道与仓网节点
作为补货计算的需求依据

补货计划

确定各节点补多少

按 SKU 与节点设库存策略
结合需求、库存与在途
计算日、月补货需求
按供货关系匹配仓网

供应与运输

确定从哪供、怎么运

匹配可供工厂与可供量
按需求优先级分配供应
求解海运、空运组合
平衡运输费用与到货时效

仿真与监控

提前看风险、跟进执行

推演未来库存与缺货风险
监控供应订单状态
支持运输计划复盘

从月度计划提升为全链路周度滚动

预测任务关联补货任务，补货任务关联运输任务，同步更新整条计划链

面向库存周转与结构优化，把备货量、供应来源和运输时效放在一起决策

供应链计划项目的非共识落地方式

先验证数据与真实业务的决策逻辑，逐步形成可用的计划能力

直接上系统容易遇到的问题

01 蓝图阶段，需求难以一次说清

规则、约束和口径尚未用真实数据验证，
功能清单难以覆盖完整的决策逻辑。

02 上线后，关键需求才充分显现

企业看到计算结果和操作方式后，
才更容易发现逻辑偏差与新的需求。

03 系统建成，模型仍需持续调整

策略、供需条件和业务约束持续变化，
一次建设难以覆盖后续所有调整。

我们建议的建设方式

› 先用数据澄清数实逻辑

把真实业务映射为数据、规则与约束，
明确模型要回答的关键决策问题。

› 先用可运行成果验证

通过模型、轻量工具与演示检验结果，
在使用与反馈中逐步校准需求。

› 按场景迭代，再扩展集成

持续调整模型和规则，沉淀可维护成果，
按需求扩展应用与系统集成。

建设重点：先形成可验证的企业决策模型，再持续扩展工具与系统

分阶段落地：验证通过后逐步扩展

模块可按业务优先级独立交付，试运行反馈持续进入下一轮优化

P0

MVP + Demo

真实数据回测
业务流程确认
需求与范围收敛

P1

首个业务闭环

接入关键数据
上线预测与协同
形成可执行计划

P2

扩展供应链路

补货、主计划或排产
对接现有业务系统
监控执行与例外

P3

推广与持续优化

复制到更多范围
规则参数持续优化
常态化复盘

明道云伙伴共同推进业务应用，预见提供预测、库存与求解能力

预见，让企业看见未来

让每一家企业未来的生意，算得出，讲得清。

预见科技

www.4see.tech

info@4see.tech