

生命周期算法

产品生命周期阶段

PLC根据生命周期（LC）考虑产品的特征。生命周期理论被接受为管理中的决策工具（包括制造活动的组织结构；基于技术进步的市场分析和预测；以及新产品的开发及其推向市场）

【3】。在承认PLC概念作为分析框架的背景下，人们意识到制造活动、技术和产品本身理论上是通过不同阶段的演化路径发展而来的【3】。

在产品管理的背景下，结合市场动态，生命周期根据【3】的说法被理解为产品在市场上存在的期间。参考文献【6】在【8】中提出，PLC是决定可行商业战略的基本变量。PLC识别了产品通过的以下四个连续阶段【8-11】。

2.1 引入阶段

这一阶段发生在新产品被构思、制造并投放市场后【12】。这一阶段需要大量投资，因为产品必须被赋予最佳的盈利机会。该阶段的特点是市场规模小、销售量低（可以通过经典PLC曲线中的缓慢上升斜率观察到），以及高研发成本。在这一阶段的初期，还表现出在产品销售增长前实现的亏损。根据产品类型/类别，引入阶段可能还表现为竞争较少和价格较高。参考文献【13】指出，引入阶段的主要竞争优势在于交货时间（从概念到设计的可用性时间）和设计能力。

2.2 成长阶段

当产品进入这一阶段时，其体验到快速增长，这在经典PLC曲线中表现为急剧上升【12】。根据参考文献【13】，这一阶段的主要特点是需求增加，主要的竞争优势是服务水平（产品交付系统应对不可预测需求的能力）。营销和促销活动是生成或增强客户需求的有效方法。这一阶段的其他明显特征包括竞争增加、价格下降（由于竞争者进入市场）、支持成本减少（由于生产增加以满足需求）以及利润增加（由于成本降低）。

2.3 成熟阶段

在这一阶段，PLC曲线开始趋于平缓，组织更关注维持其市场份额，因此产品的存在本身不再被重新考虑。成熟阶段被认为比其他阶段持续时间更长【12】，其特点是销售下降、竞争加剧、市场份额减少、利润减少、进一步的成本减少、以及为了提高市场份额而进行的创新。参考文献【13】指出，在该阶段，产品被推向看板供应链后，主要的竞争优势是成本。

2.4 衰退阶段

在这一阶段，市场趋于饱和，对产品的需求开始减少，因此销售量下降，然而下降的速度因产品而异。有些产品的销售量可能趋向于零，而另一些则在较长时间内保持稳定的低水平

【12】。这些差异表明，PLC曲线的末端可能呈现多种形式。这可以看作是产品走向终结的开始。在这一阶段，成本进一步减少，需求减少，市场开始萎缩，竞争者逐渐退出，销售量下

降，利润受到严重影响，产品最终被撤出市场。

除了经典的PLC曲线外，文献中还发现了其他PLC模型。例如，参考文献【14】识别了三个PLC阶段和三个层次，即预开发、开发和后开发。这三个层次是业务层次、产品层次和组件层次。预开发阶段关注产品的构思和图示表示。开发阶段通过研究和原型制作处理产品的物理表示。后开发阶段关注产品的生产、销售和使用。

参考文献【15】识别了三个PLC阶段，即使用前、使用中和使用后。使用前阶段涵盖产品从构思到交付的生命周期。使用中阶段涉及产品被客户使用的时期。使用后阶段包括当产品在客户手中功能寿命结束的时期。

考虑到这些阶段，PLC理论的目的是描述产品从其生命周期开始到退市的行为，以提高产品价值和收入机会【1】，并合理分配资源。因此，生命周期被视为产品市场历史的表现形式，每个阶段以销售量、需求和利润表现的趋势为特征【2】。这有助于指导管理者在可能的干预策略方面做出决策——要采取的市场行动、定价决策、产品替代等。此外，考虑到产品既包括无形的维度（需求、概念和项目）又包括有形的维度（完整产品），其生命周期可以理解为一个预先设定的演化阶段的安排，其中每个阶段对于后续阶段的执行都是必要的。

PLC被认为是影响商业战略的基本变量【5】，因为它为制定战略提供了一个重要的视角【8】，每个阶段都有不同的特征，这些特征影响企业的运作。在一个阶段可能是必要的事情，在另一个阶段可能并不重要【8, 16】。这就是说，每个产品生命周期阶段带来了不同的挑战、机会和问题；因此，有必要相应地调整市场营销、财务、产品、销售和人力资源，以尽可能使产品成功【11】在【5】中指出。经典的PLC曲线呈钟形，代表销售量随时间通过上述四个阶段的变化。这样的产品生命周期曲线形状是不可避免的理论概括，因为在实践中，不同产品有不同的生命周期曲线，这取决于各个阶段的长度和产品类型本身。

PLC的重要性体现在它将注意力引向可能具有战略意义的市场机会和威胁。PLC是制定有关适当替代策略的假设的资源框架【13】在【17】中指出，并将高级管理层的注意力引导到预测所服务市场潜在动态的可能后果上。参考文献【18】认为，PLC概念确实提供了一个有益且富有挑战性的框架，用于有意义地评估新产品、企业或整个行业的增长和发展。参考文献【19】认为，不同阶段需要制定并在不同PLC阶段必要的差异化竞争优势。

如何判断当前所处生命周期以及周期变化

PLC在战略规划中会更有用，但前提是能够更准确和明确地预测产品从一个PLC阶段转换到另一个阶段的时间【20】。然而，目前对于识别每个PLC阶段的方法尚未达成共识【21】。根据【22】的说法，有关如何确定每个阶段边界的通用定量分析非常少。这些作者还指出，“由于缺乏已建立的阶段识别方法，一些作者认为该模型对监控销售有用，但在预测方面有限”【22】。参考文献【23】指出，很难找到PLC作为一个概念的证明，并且PLC在其适用性上往往有限。然而，同一作者承认，阶段的定性描述可以更容易识别。

尽管PLC概念本身存在疑问和不一致之处，参考文献【23】认为它已经成为管理理论的一个基础组成部分。参考文献【11】也认为PLC可能是影响商业战略的基本变量。

参考文献【20】通过使用半对数图纸绘制彩色电视机的年度销售数据以及安装彩色电视机的家庭数量，进行了相对饱和度的差异分析，成功识别了彩色电视机销售中的起飞点，即从引入阶段到成长阶段的转变。

参考文献【24】检查了产品在年份 t 和 $t + 1$ 之间实际销售百分比变化。作者假设分布遵循正态函数，将观察到的变化绘制为均值为零的正态分布；他们还确定，如果产品的百分比变化小于 $-1/2\sigma$ ，则被观察到处于衰退阶段。产品的百分比变化超过 $1/2\sigma$ 时处于成长阶段。如果百分比变化在 $\pm 1/2\sigma$ 范围内，则该产品被认为是稳定的，对应于成熟阶段。

参考文献【24】认为他们的工作在某些市场情况下是一个良好的销售行为模型。然而，他们建议对其测试结果的解释应谨慎，因为许多产品形式的详细程度不够。模型的表现也留下了有关其普遍适用性的一些疑问。参考文献【24】还承认，许多复杂的相互作用力量影响销售。一些如季节性波动的力量与生命周期模型无关，而通过通货膨胀导致货币（如美元）价值的快速下降可能会使变化似乎反映生命周期模式，但实际上与之无关。因此，参考文献【24】调整了用于其工作的所有销售数据，以考虑人口增长、个人消费水平的变化和价格变化。

参考文献【23】认为，参考文献【24】的工作大多是轶事性的，或者集中在非常小的一组例子上。尽管参考文献【23】的工作并未专注于检测PLC阶段（更关注品牌生命周期的稳定性和耐久性），但它通过采用英国市场研究局（BMRB）作为其目标群体指数（TGI）的一部分所收集的数据，并监测更长时间，解决了例子数量有限的问题。TGI的规模覆盖了25,000名英国成年人，这使得可以在很长一段时期内对大量品牌进行一定程度的比较和准确的监控——长达20年。参考文献【23】认为，从PLC概念及其伴随的研究中吸取的教训是，忽视变化是危险的。引申一下，变化可能是生命周期阶段的差异或从一个生命周期阶段到另一个阶段的变化。

参考文献【25】在【22】中引入了产品寿命的两个衡量标准——目录寿命和商业寿命——以确定美国道德药物行业中的传统生命周期模型（M-PLC）阶段。以下是参考文献【25】和【24】的阶段识别标准摘要（表1）。

参考文献【26】提出了一种基于两阶段模糊分段回归分析模型的方法，用于预测产品寿命（PLT）和非线性PLC。作者应用了一种基于世代的方法，通过推导早期产品世代的年度模糊回归线来预测PLC。该方法可以应用于预测其他多代产品，如个人计算机和半导体工艺。此外，作者的预测方法的结果可以作为每个PLC阶段政策预见和战略定义的基础。该研究的作者使用了来自消费电子元件制造商的历史数据进行实证研究，并声称其提出的方法成功地基于现有数据预测了PLT和PLC。

阶段	参考文献【24】	参考文献【25】
引入	Si 小于峰值销售的5%	单月内新 prescriptions 数量达5000
成长	Si* 大于 +0.05	单月内新 prescriptions 数量从5000开始
成熟	Si* 在 +0.05 到 -0.05 范围内	从最高月收入开始
衰退	Si* 大于 -0.05	低于最高月收入的20%或10%

符号：Si 是爆品i的年度销售额除以所有爆品的销售额； Si* 是 Si 的年度百分比变化。

表1. 摘自【22】。

他们还承认，营销信息中的不确定性始终存在，可能由于错误、偏差或故意设计的错误数据而产生。

参考文献【27】承认，消费品PLC形式的所有假设的计量经济学测试尚未进行，并采用了一种更加数学化的方法，提供了几种估计PLC的方法。参考文献【27】提供的方法之一是【28】的广义最小二乘法，该方法存在一些缺点，例如没有描述用于参数显著性限的推导方法。Marquardt方法的另一个问题是实施困难。

参考文献【27】由Brockhoff（1967）开发的另一种方法是迭代方法，作者认为该方法为【28】的广义最小二乘法提供了良好的基础。该方法提供了一个良好的起点，因为它有助于消除Marquardt方法中遇到的参数限制问题。然而，它仍可能受到除参数限制问题之外的其他Marquardt方法所识别的限制的困扰。

参考文献【29】讨论了PLC在消费耐用品行业中的目的和使用。作者关注一种可以通过其生命周期各阶段预测新产品行业量的模型。该模型或行业量是原始购买量和替代购买量的总和，表示为：

PLC = （原始购买量）+ （替代品）。

$$I_{t0} = [(U \times S)_{t0} - (U \times S)_{t-1}] + K[(U_{t0} \times S_{t0})]$$

- I = 总行业量。
- U = 总体（例如：家庭或人口细分）。
- K = 替换常数 [K = 1/n(R)]。
- S = 饱和度。
- R = 将要替换的所有者百分比。
- n = 替换的周期数。
- t0 = 当前周期。
- t – 1 = 前一个周期。

根据【29】，产品销售量由两个要素组成：初始购买或目标总体的饱和度，以及旧设备的替代、损坏设备或过时设备。在PLC的早期阶段，初始购买占据了销售量的大部分；然而，随着最终饱和度的到达，替代部分通常变得占主导地位。

参考文献【20】报告说，由于管理者在每个生命周期阶段需要做出不同的决策，一些研究人员提出了一套不同的预测程序。支持这些的证据是【20】识别的康宁玻璃厂的两个产品——彩色电视机管组件和炊具。审阅作者警告说，这些作品的建议是基于不充分的实证证据，还指出用户必须知道产品所处的PLC阶段，然后才能采用相应的预测程序。

根据【20】的相同评论，其他研究人员开发了新产品模型，这些模型基于测试市场数据或预测测试研究来预测新产品的成长和成熟阶段。然而，这些模型在准确预测PLC曲线的后半部分方面存在局限性。

一些其他作者/研究人员选择询问生产、管理和营销产品的公司，在详细描述产品生命周期阶段及其对应特征后，他们的产品处于生命周期的哪个阶段。如果受访者充分参与产品（例如生产经理，更加紧密地参与本研究）；例如，监督生产过程，制定和实施生产计划，管理成本，监督职责，团队建设/管理，并且本研究发现与营销、销售以及财务等职能更加紧密地集成，这种生命周期阶段检测方法可能是可靠的，因为受访者拥有足够的相关知识。然而，这种方法可能是主观的，尤其是在受访者由于某些原因（如在某公司工作的时间和管理特定产品或产品组的时间）缺乏足够知识的情况下。

爆品目标走势模拟器

如果我要建立一个PLC ML模型，标准输出就是标准PLC曲线，但是由于客户的资源计划参数不同，所以曲线可能会有变动，那么希望这个ML模型可以学习（自适应）这些参数和PLC曲线的关系，可能有一些历史产品的数据。资源计划参数包括：产品单价（元），目标销额（万），目标毛利率（%），ROI（%），存销比（天，即库存的货按照历史7天的销量可以卖几天不断货），以及目标起爆时长（产品上市到growth阶段末尾的时间，可能是1月，2月，3月）。输出销量的PLC曲线（假设我告诉你生命周期一共是一年，就输出一年的曲线），以及这些参数的目标曲线

要建立一个基于产品生命周期（PLC）的机器学习（ML）模型，以预测和适应不同资源计划参数对产品销售曲线的影响，我们可以遵循以下逻辑流程。这种模型的目标是生成一个标准的PLC曲线，但可以根据客户提供的特定资源参数进行调整。以下是如何设计和实现该模型的详细步骤和数学逻辑。

1. 数据收集与预处理

目标：收集并处理用于训练模型的历史数据，这些数据应包括产品的销售记录和相关的资源计划参数。

- 数据类型：
 - 输入数据（特征）：包括产品单价、目标销售额、目标毛利率、ROI、存销比、目标起爆时长等。
 - 输出数据（标签）：标准的PLC曲线（每个月的销量数据）。
- 数据预处理：处理缺失值、异常值，数据归一化（如将价格、销售额等不同量级的数值进行标准化处理）。

2. 模型选择与结构设计

目标：选择适合的机器学习模型来捕捉输入特征与PLC曲线之间的复杂关系。

- 模型选择：基于历史数据的复杂性和非线性关系，可以考虑使用以下模型：
 - 神经网络（Neural Networks）：如多层感知器（MLP），用于学习非线性关系。
 - 递归神经网络（RNNs）或长短期记忆网络（LSTM）：用于处理时间序列数据，因为PLC曲线涉及时间序列的预测。
 - 集成模型：如随机森林（Random Forests），用于处理非线性特征和高维数据。
- 模型输入输出设计：
 - 输入层：包括产品单价、目标销售额、目标毛利率、ROI、存销比、目标起爆时长。
 - 输出层：12个时间点对应的一年内每个月的销量预测值（PLC曲线的各点）。

3. 模型训练与自适应学习

目标：通过训练模型，使其能够理解和预测不同资源参数对PLC曲线的影响。

- 损失函数：选择合适的损失函数来衡量预测曲线与真实曲线之间的差异，例如均方误差（MSE）：

$$L(\theta) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (1)$$

其中， y_i 是真实销量数据， \hat{y}_i 是模型预测的销量数据， N 是数据点数量。

- 优化方法：使用梯度下降（Gradient Descent）或其他优化算法来最小化损失函数，更新模型参数 θ 。
- 自适应学习：通过在线学习或批量学习的方式，模型可以随着新数据的到来不断更新参数。例如，可以采用动量梯度下降或Adam优化器来调整学习率，使模型更快适应变化。

4. 参数-曲线关系的学习与建模

目标：让模型学习并捕捉资源计划参数如何影响销售曲线的模式。

- 因果推断：通过因果推断模型，理解资源参数如何影响不同阶段的销售增长。例如，较高的单价可能会减少引入阶段的销量，但增加成熟阶段的利润。

$$\text{Effect of Price} = \frac{\partial y}{\partial \text{Price}} \quad (2)$$

这里， $\frac{\partial y}{\partial \text{Price}}$ 表示价格对销量的边际影响。

- 特征重要性分析：**通过特征重要性分析（如Shapley值或特征评分），理解不同参数在不同阶段的影响程度。比如，目标销售额在成长阶段的影响可能大于在成熟阶段的影响。

5. 输出销量的PLC曲线

目标：根据模型输出生成销量的PLC曲线，并根据用户的资源参数调整曲线形状。

- 生成曲线：**使用模型预测输出每个月的销量，生成一年的PLC曲线。
- 目标曲线对比：**将预测的PLC曲线与客户提供的目标参数进行对比，查看是否符合预期目标，如目标毛利率和目标销售额。

6. 实时预测与调整

目标：模型应具备在运行过程中根据实际情况实时调整的能力。

- 实时数据输入：**接收最新的销售数据和市场反馈，在线调整模型预测。
- 调整策略：**如果模型预测与实际销量有显著差异，可以根据预测结果建议调整资源计划参数，如调整产品单价或营销策略，以更接近目标。

7. 实施与反馈循环

目标：通过持续的反馈和模型更新，逐步提高预测准确性和决策支持能力。

- 反馈机制：**根据实际业务结果，定期调整和优化模型。设置监控指标，当某些指标（如销量、利润）偏离目标时，自动触发重新训练或参数调整。

数学模型总结

- 输入变量：** $X = [\text{Price}, \text{Target Sales}, \text{Gross Margin}, \text{ROI}, \text{Inventory Ratio}, \text{Explosion Time}]$
- 输出变量：**每个月的销量 y_1, y_2, \dots, y_{12}
- 模型：** $y = f(X; \theta)$ ，其中 θ 是模型参数， f 是模型函数（如神经网络函数）
- 损失函数：** $L(\theta) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2$
- 优化目标：** $\min_{\theta} L(\theta)$

通过这种方法，可以建立一个自适应的机器学习模型，能够根据客户的特定资源计划参数输出定制化的产品生命周期曲线。这个模型不仅能有效预测销量，还能提供关于如何调整资源计划以达到最佳销售和利润目标的策略建议。