

# MOV 稳定金融体系

Bytom 团队

版本：1.0

日期：2020 年 1 月 15 日

## 摘 要

本文提出一种基于 MOV 跨链生态的稳定币金融体系，从基本经济学原理和 MOV 基础设施建设角度出发，制定多元化抵押品框架，建设完备的稳定机制和清算体系，引入风险债券概念，基于传统金融领域风控模型和理论，全面构建一种崭新的链上现代化金融和多边贸易愿景。

**关键词：**MOV，跨链，稳定币

## 1 跨链与稳定币

一个完整的跨链综合生态不仅包含“跨”，更关键的是“连”，连接多元化资产，连接多边交易、结算和贸易，让映射后的离散数字资产间存在有机联系和相互作用，带来崭新的应用空间，形成链上现代化金融体系。一个数字多边贸易平台的繁荣运行离不开众多链上金融基础设施的建设，从交易到借贷，从定价到清算，从交易媒介到价值贮存，从货币发行到金融中介，因此在多元化高价值数字资产之上建立起统一的稳定币体系和清算基础设施对跨链综合体而言将意义深远。

哈耶克曾系统阐述了私人可以竞争性发行货币的论断（“货币非国家化”），但因为时代发展的原因并没有给出可行性实践。数字稳定币让私人铸币成本和保管流通损耗大幅度降低（接近为零），同时得益于数字资产交易十余年独立的繁荣发展和价值积累效应，使得专注链上世界的私人稳定币发行和崛起具备先决条件和流通基础，近几年随着场景扩大化也开始逐步形成多样化竞争的格局。数字资产世界的稳定币体系不应该过多僭越自身负债的边界、去取代或冲击国家货币支付/结算/交割体系，而是在央行数字货币（DCEP）[1] 诞生和推广的早期起到一种辅助普及和协同发展的作用，同时更应当在自己专注的原生数字资产金融体系里不断竞争找准定位，开辟出属于自己生态的稳定清算体系、交易媒介和价值储存。

常见的数字稳定币实现大多基于数字抵押品，建立完全链上的资产负债表和风险分散机制，也有著名的 USDT 类直接嵌套现实金融体系资产负债表的离岸数字稳定币，许诺足额的法币流动性准备和百分百准备金机制，甚至存在一些停留在理论阶段的稳定币项目致力于建设基于货币数量论的算法央行（铸币税份额），在遵循规则和自由裁量间恍惚不定。前两种不论是在发行机制、稳定控制还是场景归属上都远远优于第三种，而它们也在各自擅长的早期领域内不断竞争着向前发展，彼此间的边界正逐渐模糊。总结归纳起来，稳定币机制的设计需要考虑资产负债表、合格抵押品、负债和权益、稳定机制和风险转移、独特的生态场景等核心要素。

MOV 稳定币体系诞生于跨链，服务于跨链，不止于跨链。强大的去中心化联邦网关为 MOV 生态带来丰富的高价值资产流动性，一套多元化合格抵押品框架是稳定币诞生的前提和土壤，为这些高价值的离散资产创造多级价值释放和流动性杠杆是稳定币服务的直接效用，建立起生态资产的统一价值耦合和定价清算基础设施是稳定币建设的根本目的，同时也意味着发现新的跨链边界，真正建立起 MOV 稳定金融体系的生态场景。当下的稳定币项目大多是从稳定币本身出发和立项，不断讲述稳定机制和算法调控的故事，赚取代币发行或者参与借贷市场的短期利益，并没有一开始就站在构建完整生态的高度和立意上思考稳定币该有的整体配套设施，导致不论是在基础设施依附、抵押品框架丰富和应用场景拓展上都开始捉襟见肘，也无法明确自己的定位是配套借贷还是交易媒介，也就忽略了建立稳定货币的核心意义所在——清算定价权。

MOV 将更多从自身完整生态架构和发展蓝图出发思考稳定币的设计哲学，让基础设施推动稳定币建设，稳定币反推基础设施演进，最终形成被生态广为接受的标准定价单位。跟其他稳定币项目另外一个不同点是激励循环，MOV 稳定币会充分考虑到直接和间接参与稳定金融体系贡献的所有角色并将稳定系统收益盈余反馈给生态建设者，促进生态系统正向运转和扩大规模。

## 2 MOV 稳定金融体系设计

### 2.1 合格抵押品框架

MOV 稳定币基于超额抵押模式发行，记账单位 MOV，1:1 浮动锚定人民币对美元的汇率，即  $1\text{ USD} = 7.03\text{ MOV}$  (2019 年 11 月 26 日 UTC 上午 5:02)，允许短期小范围上下波动，追求货币的动态供需均衡。MOV 可管理的浮动汇率和货币自主性，将会更便捷的服务于链上现代化金融体系建设，控制资本自由流动，积极拥抱合规化进程，引领行业正面发展。



图 1: MOV 合格抵押品框架

跨链为抵押品框架无缝提供了多元化合格抵押资产来源，首期参选的抵押资产将包括 BTC、ETH、USDT 和 BTM。四种数字资产存在不一样的流动性风险和市场风险，彼此的关联度风险不会太高，用户可自主选择抵押品类，四种资产独立抵押，风险隔离，分别计算折扣率 (Haircut Rate)，从高到低依次是 BTM、ETH、BTC、USDT。估值折扣率是减少系统风险损失的重要工具，

也是一个动态变化的过程，在折扣率计算公式上，MOV 沿用传统的受险价值模型 VaR (Value at risk) 计算法，在度量方法上倾向采用较为灵活的参数模型（风险矩阵），但考虑到数字资产交易市场独有的价值规律和瞬时高波动特征 [2]，专业的人工统计决策将会实时影响到置信度和变量（持有期的长短会影响到分布的不同，实际上我们并不倾向于单纯的正态分布，或许 t 分布的实际意义会更大）的设置，“根据经济周期、风险状况和市场环境及时调整”（《商业银行押品管理指引》）。因此清算抵押倍数和基准抵押倍数的实时调整（分每 6 小时、每小时、每 15 分钟几档度量）会是 MOV 稳定币在设计和实现上的一个优势与挑战，建立起对市场的敏感快速反馈机制。另外一个重点考量的计算因素是抵押资产的清算流动性，高效的资产清算有助于系统以最快速度应对市场风险，进而降低整个系统遭受的风险和亏损，最理想的组合肯定是稳定的市场波动且瞬时的清算流动性。MOV 会基于自身的风险度量模型充分评估和模拟测算每种资产在不同市场波动下的清算比例、清算速率和市场可承受度，定义清算流动性因子，与 VaR 计算因子共同组合构成最终的清算抵押率计算模型。

$$W^* = W(1 + R^*) \quad (1)$$

$$VaR = E(W) - W^* = -W(R^* - \mu) \quad (2)$$

其中， $W$  资产端初始价值， $W^*$  期末最低值， $R$  期末期望收益， $R$  的数学期望和标准差分别为  $\mu$  和  $\sigma$ ， $R^*$  为最低收益率。

$$VaR_\alpha = \inf\{l \in \mathbb{R} : P(L > l) \leq 1 - \alpha\} = \inf\{l \in \mathbb{R} : F_L(l) \geq \alpha\} \quad (3)$$

置信区间  $a \in (0, 1)$ ，损失  $L$  超过最小值  $l$  的概率不超过  $(1 - \alpha)$ 。

$$\frac{d\mathcal{L}(x)}{dx} = \frac{M^2(x)}{V(x)G(x)} \quad (4)$$

$$\mathcal{L}(x) = \frac{\int_a^b \frac{M^2(x)}{V(x)G(x)} dx}{b - a} \quad (5)$$

$\mathcal{L}(x)$  表示市场波动变量  $x$  影响下在区间  $[a, b]$  的清算流动性因子计算函数，与清算速率  $V$ 、被清偿比例数量  $M$  以及当前市场可承受度（在不造成明显砸盘的前提下待清算总量与市场深度  $G$  的比）有关。

$$LiquidationRate \approx 1 + VaR_\alpha * \mathcal{L} \quad (6)$$

每种抵押品对应不同的债务上限，有利于对整个稳定币体系债务上限进行灵活调整，避免集中化的风险敞口。根据生态业务规模和种类会制定总债务上限，根据跨链入口对四种资产的支持和流入，以及资产价值共识和抗风险程度，设置四种不同的债务上限，从高到低依次是 BTC、ETH、USDT、BTM。

稳定费率（SR）和清偿费率的设置与系统风险干预和激励反馈有关。在 MOV 稳定币系统里资产纯净，四种抵押资产和一种稳定币债务，没有持币（权益）决策者，不会通过影响稳定费

率和清偿费率让自身利益最大化而忽视整个系统的健康运转。系统所获盈余将用于对风险的干预和偿付（经济资本），以及反馈给稳定系统的所有贡献者（激励资本），具体比例计算和调整将通过 MOV 风险度量模型根据实时系统特征和风险估算实现。稳定费率的调整也会被用于调节稳定币市场供需的手段，在溢价时降低稳定费率促进稳定币生成，在贬值时提高费率减缓发行。正常情况下用户所担负的总债务一部分便来自累计的稳定费，它不是一个固定值，而是与所质押的数量和时间正相关，实际累计稳定费率变化并不跟时间变量呈简单线性关系，同时要考虑稳定费率进行新一轮调整时对累计稳定费计算的影响（稳定费率成为自变量）。

$$\exp(SR) = \lim_{time \rightarrow \infty} (1 + \frac{SR}{time})^{time} \quad SR(round) = SR_0 \prod_{i=r_0+1}^{round} SR_i \quad (7)$$

另外在积极抵御抵押品价值波动时可以考虑选择高级抵押模式，通过引入套期保值、追加保证金等操作对冲清算风险和资产贬值，但考虑到数字资产期货市场的成熟性和高风险性，这种抵御措施并不作为标准风险防范手段。

针对用户多元化质押，设立综合风险评估系数  $\theta$ （简称“综合系数”）。综合系数本身并不作为系统清算的法则和依据，它反应了用户在相同的市场整体波动面前选择不同（品类和数量）抵押资产组合篮子所遭受的风险差异，考虑到清算体系对四种不同资产的清算效率和亏损规避有差异，有助于帮着用户决策最佳抵押组合，避免遭受更大的清算损失和付诸过多维护精力。综合系数将和四种资产实时喂价集合  $RP$ 、实时抵押率集合  $RCR$  共同组成用户风险指数  $\mathbf{H}$ ，建立起用户对市场风险的敏感反馈机制（综合系数  $\theta$ ，会考虑到资产权重、独立资产实时风险、资产清算损失与效率、反市场临时参数）。

$$\theta = \frac{\sum_{i=1}^n w_i x_i}{\prod_{i=1}^n x_i^{-1} \gamma_i} \quad \mathbf{H} = \{\theta\} \cup RP \cup RCR \quad (8)$$

## 2.2 系统角色与架构

稳定币体系可以让资产创造出价值贮存，形成【总资产 = 资产 + 负债】，价值贮存又可以配合多级杠杆循环操作，形成【总资产 = 资产 + 负债 \* 【多级杠杆倍数】】，获得杠杆的最大化。MOV 稳定金融体系初期将主要关注多级合成资产（借贷市场）对用户的创收效应，先建设链上金融基础设施，为流动性服务，不固定细分场景，让生态开发者和应用对接方像搭积木一样自由组合创新。

系统角色划分如下：

### 1). 抵押者

稳定系统的抵押参与者，通过抵押四种资产获得稳定币债务发行。

### 2). 借贷者

参与资产合成和借贷贸易，是系统流动性的坚实提供者，同时拓展系统业务边界。

### 3). 第三方清算套利者

为稳定机制贡献清算流动性，是系统守护者，也赚取可观利润。

### 4). 第三方预言机群

提供实时客观喂价，连接链内与链外世界，拓展 MOV 金融边界。

#### 5). 债权人

在系统遭遇灰犀牛和黑天鹅时，果断出手的债券购买人，为系统注入信心，日后恢复稳定赚取更多利润。

#### 6). 做市商

为借贷和资产合成市场提供流动性，丰富市场行为，增强市场积极性，完善链上金融机制，向链外优秀第三方相关应用拓展。

#### 7). 应用方

基于 MOV 构建的稳定金融体系，拓展更多创新场景，致力于资产和稳定币价值的多级释放和流通。

#### 8). 稳定币系统

- 稳定币合约：基于链上完备智能合约建设去中心化的抵押发行清算机制，公开透明操作，风险可控；
- 风险干预系统：MOV 稳定机制在遭遇高风险时主张的风险干预机制；
- MOV 链上预言机：独有的链上预言机系统，配合第三方预言机群，提供更为实时且准确喂价和信息交互；
- 风险资金池：由系统运转盈余构成的经济资本（“救市池”），配合风险干预系统。

#### 9). 借贷池

积极配合做市商机制，为资产合成和借贷市场提供丰富流动性，加速稳定币场景拓展。

#### 10). 稳定币借贷

借贷市场配套支持稳定币借贷服务，鼓励用户参与稳定币质押获取利润，同时接受借贷市场对稳定币系统的反馈和拟合，让链上金融参数在市场规律下获得自动发现和调整。为链外和链上第三方应用方提供可观的稳定币池流动性服务，让市场参与到发掘新场景的过程中。也是整个 MOV 稳定币体系货币政策工具之一，通过调高/降低利率来扩大/抑制需求以维持价格稳定。

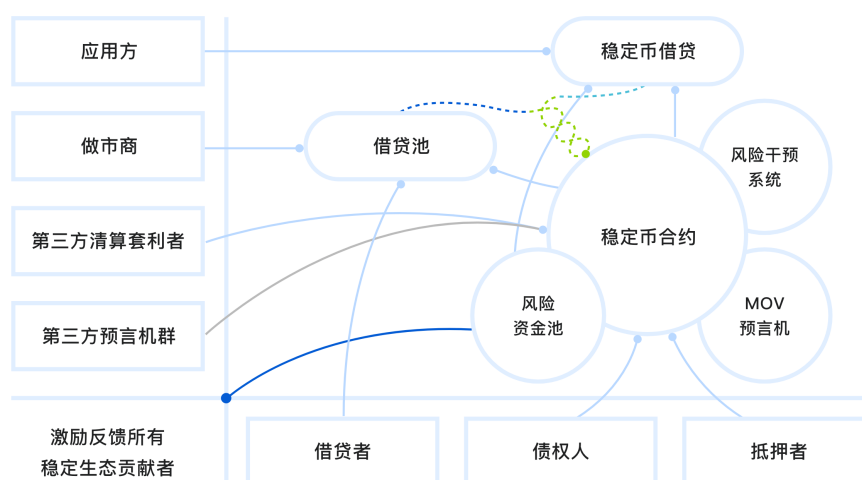


图 2: MOV 架构与组成关系



在上面的角色关系与架构图中，我们积极创造了三种流动性池子，不仅为稳定币的创造发行提供流动性场景支持，也鼓励外部第三方开发者和应用方积极便利地参与到整个 MOV 现代化金融系统的边界拓展上，不论是跨链过来的四种高价值主流共识资产，还是基于合格抵押品框架发行的稳定币债务，都是天然的优良资产和数字货币，是所有链上金融业务和生态都在获取的宝贵资产源和资产聚合（合成）框架。MOV 不侵略其他生态，更多的是促进一种类多边贸易的利益共同体形成，共享流动性和清算基础设施，模糊彼此间的稳定金融体系边界，扩大共同的竞争和利益格局。

## 2.3 稳定机制与风险清算

MOV 内部性稳定机制是建立在风险清算和风险债券的基础之上，既鼓励市场参与清算套利的自发应对风险行为，同时为了降低对用户的损失和抵御黑天鹅事件，MOV 保留系统和官方层面的风险干预行为和储备机制。

MOV 设置三级清算体系：

- Level 1：市场套利清算。这一级风险较为局部性，且市场变化有可控回转局面，鼓励外部第三方套利者参与到流动性清算过程中，纯市场行为，有权决定竞卖标的和价格，自主对接交易市场和对手方，赚取市场差价，一个良好的清算市场离不开第三方套利者的守护；
- Level 2：系统整体清算。此时往往系统在遭受着较高风险，全面冻结系统，第三方清算流动性不足以应付亏空，由官方清算流动和储备（做市和风险干预资金池）介入，成为最大市场套利清算者，官方也因此获得清算利润，进一步增强官方做市的动力，巩固系统安全保障；
- Level 3：风险债券清算。这是应对小概率黑天鹅事件发生时启动的终极清算模式，通过生态主体信用债 [3] 的发行、竞卖、回购等机制最大程度减少用户的损失以及增强生态回暖信心，由 MOV 生态、联邦节点、共识节点、Bytom 共同用信用铸债，抵御危机。

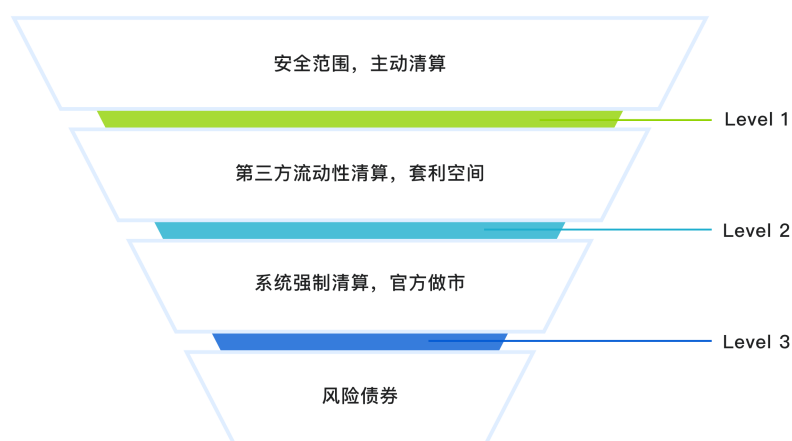


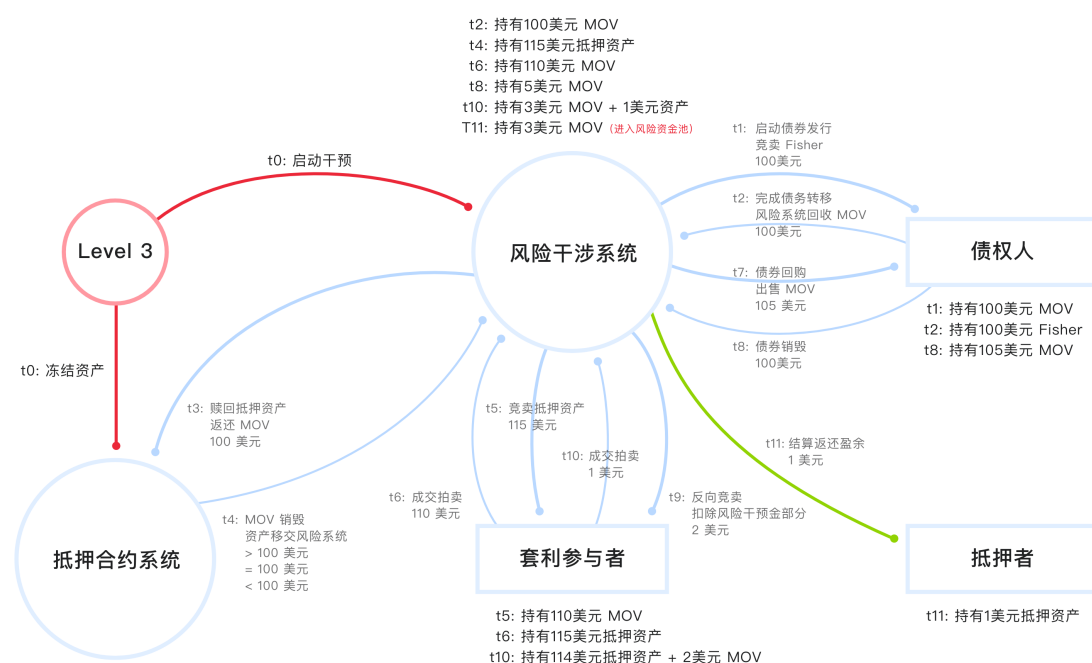
图 3: MOV 三级清算体系

MOV 风险债券不是一种二元化货币/权益体系，并不攫取发行权益通证带来的铸币税 [4]，也不同于法币体系央行发行的央票，仅仅是在危机时刻发行的信用债券，通过吸收流通量以紧缩供给，达到维稳“救市”的目的，在市场回暖后，通过稳定币增发回购债券，配套优先回购政

策，将利益回馈给债权人。债券暂定以 Fisher 命名（以致敬基于费雪方程式进行宏观调控的手段），配套两种竞卖机制：

- 债务竞卖：系统发行信用债 Fisher，并以公开竞卖的方式出售来募集足够量的稳定币 MOV，并向系统赎回抵押资产。
- 抵押品反向竞卖：系统又会以公开竞卖的方式出售这些抵押资产，筹集到的 MOV（债务部分 + 清算罚金部分）会用来回购和销毁 Fisher（如果有足够的 MOV 用来偿付债务加上清算罚金，那么抵押竞卖会转换到反向竞卖机制，竞卖最少的抵押品，任何剩余的抵押品都会归还给原始抵押者）。

下面流程图展示了一次详细的 Level 3 清算，整个过程参与角色涉及风险干涉系统、抵押合约系统、债权人、抵押者、套利参与者，从每个角色的簿记记录中可以看到，如果 Level 3 清算反应及时迅速，可以让每个环节和每个角色都赚取最大化利润和尽可能降低清算损失。



交易行为	时间	风险干涉系统	债权人	抵押合约系统	套利参与者	抵押者	总价值
冻结资产/启动干预	t0	0	100 美元 MOV	115 美元抵押资产	110 美元 MOV	-100 美元 MOV	225 美元
启动债券发行，竞卖 100 美元 Fisher	t1	100 美元 Fisher (发行)	100 美元 MOV	115 美元抵押资产	110 美元 MOV	-100 美元 MOV	225 美元 + 100 美元 (虚拟)
完成债务转移，风险系统回收 100 美元 MOV	t2	100 美元 MOV	100 美元 Fisher	115 美元抵押资产	110 美元 MOV	-100 美元 MOV	225 美元 + 100 美元 (虚拟)
返还 MOV，赎回抵押资产	t3	115 美元抵押资产	100 美元 Fisher	100 美元 MOV	110 美元 MOV	-100 美元 MOV	225 美元 + 100 美元 (虚拟)
合约系统销毁 MOV	t4	115 美元抵押资产	100 美元 Fisher	0	110 美元 MOV	0	225 美元 + 100 美元 (虚拟)
竞卖 115 美元抵押资产	t5	115 美元抵押资产	100 美元 Fisher	0	110 美元 MOV	0	225 美元 + 100 美元 (虚拟)
成交拍卖 110 美元	t6	110 美元 MOV	100 美元 Fisher	0	115 美元抵押资产	0	225 美元 + 100 美元 (虚拟)
债券回购，出售 105 美元 MOV	t7	110 美元 MOV	100 美元 Fisher	0	115 美元抵押资产	0	225 美元 + 100 美元 (虚拟)
回购成功，销毁 100 美元 Fisher	t8	5 美元 MOV	105 美元 MOV	0	115 美元抵押资产	0	225 美元
扣除 3 美元风险干预金，剩余进行反向竞卖	t9	5 美元 MOV	105 美元 MOV	0	115 美元抵押资产	0	225 美元
成交拍卖 1 美元资产	t10	3 美元 MOV + 1 美元资产	105 美元 MOV	0	114 美元抵押资产 + 2 美元 MOV	0	225 美元
结算返还盈余 (资产)	t11	3 美元 MOV	105 美元 MOV	0	114 美元抵押资产 + 2 美元 MOV	1 美元抵押资产	225 美元

图 4: Fisher 风险债券流程簿记

## 2.4 债务端套利与维稳

价格波动只能被分散和转移，不能被消灭，总资产等于总负债。资产负债表的左右两端都会面临市场风险和挤兑，尤其是负债端存在可套利空间，前面提到 MOV 是基于可管理的浮动汇率制，稳定币的套利空间一定程度上可以激发市场参与的热情和流动性：

- 在当前市价高于锚定价格时卖出他们之前买入的 MOV，也可以借入 MOV 后卖空；
- 在当前市价低于锚定价格时买入 MOV，在其价值回归锚定价值后卖出。

但这也会放大负债端的波动性，同时要求市场参与者必须对价格回归有信心。为此，MOV 也会配套相应的货币政策工具和负债端维稳机制（在资产端稳定的前提下）：

### 1). 资产端干预（抵押干预）

重新调整抵押比例（或者稳定费率），抑制/增加 MOV 供给量。

- 在市价低于锚定时，提高抵押债务比，使得同样价值的资产端生成较少的 MOV；
- 在市价高于锚定时，降低抵押债务比，使得同样价值的资产端生成较多的 MOV。

### 2). 债务干预（稳定币端干预）

系统在价格低时卖出债，在价格高时回购债，因此系统会承担一部分成本（可以引入债务拍卖机制降低成本）。

- 在市价低于锚定时，通过以低于稳定币面值的折扣价发行债，系统回购市场流通的稳定币，抑制供给；
- 在市价高于锚定时，系统增发新的稳定币，首先回购当前的所有债，发行时间越久的债，将以更高优先级被回购。

## 3 MOV 全天候风险度量体系

MOV 稳定金融体系的关键参数设定和调整需要建立在综合模型理论的指引下，形成一套基于经验（场景假设与分析）、数据（内部数据和外部数据）、模型（风险指标）三位一体的全方位全天候风险度量体系，充分纳入评估来自人、系统、流程和外部事件的风险源及其损失影响。

### 3.1 基于马尔可夫链的风险评级模型

在风险管理（risk management）[5] 与预测分析理论上 MOV 创新拓展了被广泛应用于现代金融风控领域的马尔可夫链模型，将清算（违约）过程看作是有限状态空间下的马尔可夫过程，基于经典的 Jarrow-Lando-Turnbull（JLT）模型 [6]，率先提出并建立链上去中心化金融盯市类（MTM）风险模型，为稳定币和 DeFi 的繁荣有序发展探索坚实的理论依据。基于智能合约和超额抵押的链上金融存在天然的公平客观且标准统一的“信用”等级，为构建链上“信用”风险度量模型奠定了坚实基础，MOV 借鉴并融入主流的现代信用风险度量（评级）模型，将市场风险、信用风险、操作风险和宏观因素结合分析，反映稳定币系统的贷款质量以及未来变化趋势，度量损失分布，合理配置系统资产（portfolio）和参数，是 MOV 货币政策工具和风险管理框架的重要反馈辅助手段。模型不是一成不变的，也不单是基于历史数据的回归分析，尤其是在加密货币市场的早期，需要配合更多的市场风险信息、市场周期、主观经验甚至宏观经济因素（比如 2019 年的全球负利率债务余额影响以及贸易战都与 2019 年的加密市场周期存在某种高度吻



合) 考量, 才会拥有准确辅助决策的价值。模型只是风险管理的工具, 过度依赖也会带来一定的模型风险, 同时对模型的验证工作也是 MOV 全天候风险度量体系里非常重要的一环, 尤其是确定变量的分布特征, 不能仅仅停留在假设和历史窗口数据, 加密货币自有其独特的分布特征 (比如利空反应更为强烈和扩散)。

### 3.1.1 转移概率矩阵

马尔可夫链模型非常适合用于描述和预测贷款合约整个生命周期的风险状况。根据 MOV 稳定币系统特征, 采用非周期连续时间时齐马尔可夫链模型, 首先定义有限状态空间:

$$S = \{Safe, Danger, Repay, Clean\} \quad (9)$$

其中 Repay (主动还款) 和 Clean (被动清算) 属于吸收态, Safe 和 Danger 为非常返状态, MOV 稳定币贷款被创建出来时即处于 Safe 状态, 当实时抵押率越过最低清算抵押率时变换为 Danger 状态 (在更复杂的模型中根据 MOV 三级清算体系将 Danger 拆分为 L-Danger、M-Danger 和 H-Danger 三种状态, 其中 H-Danger 状态发生在极端 (黑天鹅) 风险下市场大幅度下跌导致系统来不及完成抵押资产清算, 剩余抵押资产价值面临低于未偿付贷款的风险, 由系统触发风险债券 “救市” 机制, 严格来讲此时贷款生命周期并不止于 Clean, 还需要考虑系统赎回抵押资产后续的竞卖状态以及未来债券回购状态。由于这是极小概率发生的事件, 为了简化模型, 暂不出现在状态空间定义中)。

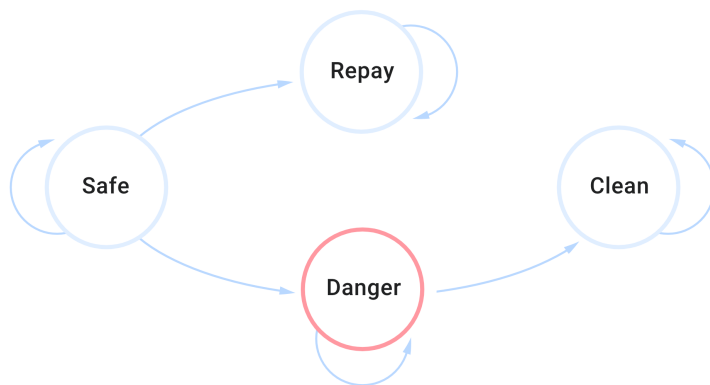


图 5: MOV 马尔可夫链模型状态空间

接下来定义时齐马尔可夫链的生成矩阵 (generator matrix):

$$Q = \begin{matrix} & \begin{matrix} Safe & Danger & Repay & Clean \end{matrix} \\ \begin{matrix} Safe \\ Danger \\ Repay \\ Clean \end{matrix} & \begin{pmatrix} -q_s & q_{sd} & q_{sr} & q_{sc} \\ q_{ds} & -q_d & q_{dr} & q_{dc} \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \end{matrix} \quad (10)$$

$$q_i = \sum_{j=1, j \neq i}^4 q_{ij} \text{ for } i \in \{s, d, r, c\} \quad (11)$$

其中对任意  $i, j \in \{s, d, r, c\}$  且  $i \neq j$  有  $q_{ij} \geq 0$ 。

矩阵的非对角元素表示从状态  $i$  到状态  $j$  的转移速率，在实际场景中可以根据历史数据统计来计算 [6]：

$$q_{ij} = \frac{N_{ij}(T)}{\int_0^T Y_i(s) ds} \quad (12)$$

$N_{ij}(T)$  是在  $[0, T]$  时间段从  $i$  转移到  $j$  的总次数， $Y_i(s)$  为在时刻  $s$  处于  $i$  的贷款数量。

转移速率  $q$  和转移概率  $p$  存在如下等式关系，进一步可以通过矩阵指数 (matrix exponential, 是柯尔莫哥洛夫向前向后方程的唯一解) [7] 从生成矩阵  $Q$  获取周期  $t$  内的转移概率矩阵  $P(t)$ ：

$$q_{ij} = q_i p_{ij} \quad (13)$$

$$\mathbf{P}'(0) = \mathbf{Q} \quad (14)$$

$$\mathbf{P}(t) = \exp(t\mathbf{Q}) = \sum_{n=0}^{\infty} \frac{1}{n!} (t\mathbf{Q})^n \quad (15)$$

$$\mathbf{P}(t) = \frac{d}{dt} e^{t\mathbf{Q}} = \mathbf{Q} e^{t\mathbf{Q}} = e^{t\mathbf{Q}} \mathbf{Q} = \mathbf{P}(t) \mathbf{Q} = \mathbf{Q} \mathbf{P}(t) \quad (16)$$

基于上述定义展开对 MOV 连续时间马尔可夫链的极限分布和稳态性质分析，这对挖掘 MOV 稳定金融系统潜在的长期行为（收敛）具有较大意义，“永远提前一秒做出正确判断”。定义稳态概率分布：

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \mathbf{P}_{ij}(t) = \pi_j \quad (17)$$

MOV 状态空间存在两种吸收态 Repay 和 Clean，从初始状态 Safe 出发长期收敛后具体达到哪一个吸收态是完全随机的并且吸收概率分布依赖于初始状态。对吸收时间和吸收概率的精确估算有助于帮助 MOV 及时把握系统内贷款偿还和清算状况。

对生成矩阵进行分块 ( $a$  为吸收态集合， $T$  为非吸收态集合， $V$  为  $2 \times 2$  矩阵)：

$$\mathbf{Q} = \begin{matrix} & \begin{matrix} a & T \end{matrix} \\ \begin{matrix} a \\ T \end{matrix} & \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ * & \mathbf{V} \end{pmatrix} \end{matrix} \quad (18)$$

对转移速率  $q$  求倒可以得到平均时间，因此进一步求得基础矩阵  $\mathbf{F}$  反映平均吸收时间：

$$\mathbf{F} = -\mathbf{V}^{-1} \quad (19)$$

$$\mathbf{F} = -\begin{pmatrix} -q_s & q_{sd} \\ q_{ds} & -q_d \end{pmatrix}^{-1} = \frac{1}{q_s q_d - q_{sd} q_{ds}} \begin{pmatrix} q_d & q_{sd} \\ q_{ds} & q_s \end{pmatrix} \quad (20)$$

其中  $F_{ij}$  表示从状态  $i$  开始经过状态  $j$  最终被吸收的期望时间，从 **Safe** 状态出发直到被吸收的平均时间  $\frac{1}{\kappa} = F_{11} + F_{12}$

$$\frac{1}{\kappa} = \frac{q_d + q_{sd}}{q_s q_d - q_{sd} q_{ds}} \quad (21)$$

计算吸收概率，先根据生成矩阵构建一个嵌入链（每一项表示从状态  $i$  到  $j$  的转移概率）：

$$\tilde{P} = \begin{matrix} & \begin{matrix} Safe & Danger & Repay & Clean \end{matrix} \\ \begin{matrix} Safe \\ Danger \\ Repay \\ Clean \end{matrix} & \begin{pmatrix} 0 & p_{sd} & p_{sr} & p_{sc} \\ p_{ds} & 0 & p_{dr} & p_{dc} \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \end{matrix} \quad (22)$$

进行分块得转移概率矩阵标准形式为：

$$\tilde{\mathbf{P}} = \begin{pmatrix} \mathbf{T} & \mathbf{A} \\ \mathbf{0} & \mathbf{I} \end{pmatrix} \quad (23)$$

其中  $\mathbf{T}$  为非吸收态矩阵， $\mathbf{A}$  为从非吸收态转移到吸收态的矩阵， $\mathbf{0}$  为零矩阵， $\mathbf{I}$  为单位矩阵。记  $n$  步后为：

$$\tilde{\mathbf{P}}^n = \begin{pmatrix} \mathbf{T}^n & (\mathbf{I} + \mathbf{T} + \cdots + \mathbf{T}^{n-1})\mathbf{A} \\ \mathbf{0} & \mathbf{I} \end{pmatrix} \quad (24)$$

根据稳态概率极限分布和马尔可夫链的吸收链性质有：

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \tilde{\mathbf{P}}^n = \begin{pmatrix} \mathbf{0} & (\mathbf{I} - \mathbf{T})^{-1}\mathbf{A} \\ \mathbf{0} & \mathbf{I} \end{pmatrix} \quad (25)$$

其中  $(\mathbf{I} - \mathbf{T})^{-1}$  中元素表示从非吸收态  $\mathbf{T}_i$  到另一非吸收态  $\mathbf{T}_j$  的平均转移次数。

$$t = (\mathbf{I} - \mathbf{T})^{-1} \cdot c \quad (26)$$

其中  $c$  是元素全为 1 的列向量，则列向量  $t$  的第  $i$  个分量是从第  $i$  个非吸收态出发，到达某个吸收态的平均转移次数。最后构建矩阵  $\mathfrak{B}$  表示从非吸收状态出发到达吸收态的吸收概率：

$$\begin{aligned} \mathfrak{B} &= (\mathbf{I} - \mathbf{T})^{-1} \mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & -p_{sd} \\ -p_{ds} & 1 \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} p_{sr} & p_{sc} \\ p_{dr} & p_{dc} \end{pmatrix} \\ &= \frac{1}{1 - p_{sd}p_{ds}} \begin{pmatrix} p_{sr} + p_{sd}p_{dr} & p_{sc} + p_{sd}p_{dc} \\ p_{dr} + p_{ds}p_{sr} & p_{dc} + p_{ds}p_{sc} \end{pmatrix} \end{aligned} \quad (27)$$

则从 **Safe** 到 **Repay** 的吸收概率为  $\frac{p_{sr} + p_{sd}p_{dr}}{1 - p_{sd}p_{ds}}$ ，从 **Safe** 到 **Clean** 的吸收概率为  $\frac{p_{sc} + p_{sd}p_{dc}}{1 - p_{sd}p_{ds}}$ 。

至此 MOV 的基础模型搭建完毕。根据马尔可夫链模型基本理论性质和对一些分布特征的准确假设，可以对关键的系统全局特征进行预测和调整，这对整个稳定币系统的有序运作是至关重要的。

### 3.1.2 排队模型与系统全局特征

MOV 稳定币系统如同一个自然生长的生态系统，有出生有死亡，有稳定币贷款的创建就有稳定币贷款的消灭，因此预测一个系统的全局状态和走势就需要构建一个符合实际的生灭过程模型。生灭过程依赖三个重要因素的确定：出生率、死亡率以及生态总量上限（即贷款规模上限）。其中死亡率  $D$  与前面计算获得的期望吸收时间以及生态初始总量  $W$  有关：

$$D = W \cdot \kappa \quad (28)$$

MOV 稳定币系统处于整个加密市场的影响之下，稳定币贷款的创建速率（即出生率）无法预测，其分布特征在不同的宏观市场波动情况下呈现多样性，比如在较为正常的情况下可以通过近似泊松分布或者埃尔朗分布进行描述，在极端厚尾情况下又需要变换为广义双曲分布甚至采用被用于预测现实极端金融风险的幂律分布 [8]。

按照一般情况下的分布特征，基于排队理论构建 MOV 生灭过程模型如下：

$$M/M/\infty \quad (29)$$

这是一种无队列无等待（ $\infty$ ）排队模型， $M$  表示负指数分布，即贷款创建时间间隔为负指数分布，贷款消灭时间间隔为负指数分布。构建转移矩阵：

$$\mathbf{Q} = \begin{pmatrix} -\lambda & \lambda & & & \\ \kappa & -(\kappa + \lambda) & \lambda & & \\ & 2\kappa & -(2\kappa + \lambda) & \lambda & \\ & & 3\kappa & -(3\kappa + \lambda) & \lambda \\ & & & \ddots & \ddots \end{pmatrix} \quad (30)$$

其中  $\lambda$  为服从 Poisson 分布的出生率，消灭时间服从参数为  $\kappa$  的指数分布。

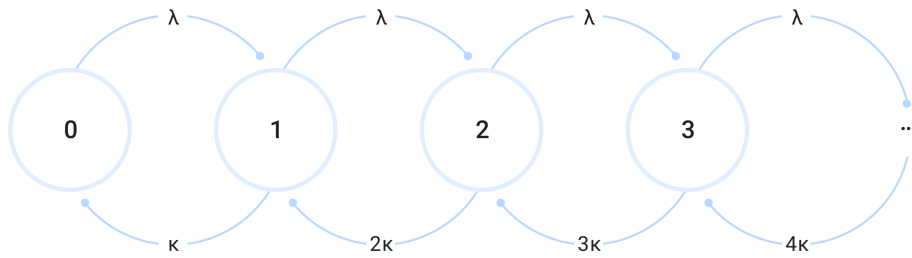


图 6: MOV 生灭过程模型

假设系统在时间 0 处于状态 0，则在时间  $t$  系统处于状态  $j$  的概率为 [9]：

$$p_{0j}(t) = \exp\left(-\frac{\lambda}{\kappa}(1 - e^{-\kappa t})\right) \frac{\left(\frac{\lambda}{\kappa}(1 - e^{-\kappa t})\right)^j}{j!} \text{ for } j \geq 0 \quad (31)$$

根据概率公式计算时间  $t$  的期望队列长度，即处于时刻  $t$  的 MOV 系统总贷款数目  $N(t)$ ：

$$\mathbb{E}(N(t)|N(0) = 0) = \frac{\lambda}{\kappa} (1 - e^{-\kappa t}) \text{ for } t \geq 0 \quad (32)$$

$$\text{当 } t \rightarrow \infty, \quad \mathbb{E}(N(t)) = \frac{\lambda}{\kappa} \quad (33)$$

在稳定币实际运作中，往往需要控制系统贷款数量，避免无限制增长给系统带来较大风险，也避免过多的稳定币供应，从转移矩阵到排队模型再到全局特征的数学计算赋予 MOV 实时把控系统关键参数的能力，比如根据时刻  $t$  的期望贷款数和吸收概率矩阵可以进一步预测时刻  $t$  消灭的贷款数量  $C_t$  和被清算的贷款数目  $NC(t)$ ：

$$C_t = \lambda t - \frac{\lambda}{\kappa} (1 - e^{-\kappa t}) \quad (34)$$

$$NC(t) = C_t \frac{p_{sc} + p_{sd}p_{dc}}{1 - p_{sd}p_{ds}} \quad (35)$$

再结合系统设定的清偿费率参数  $f$  和每份贷款的期望价值  $V$  可以预测系统所获得的清偿费收益  $\mathcal{LF}(t)$ ，同理根据稳定费率参数  $r$  可以预测总稳定费收益  $\mathcal{SF}(t)$ ，要注意的是 MOV 累计稳定费率计算是采用复利的形式，并不是一个固定利率（这里进一步简化模型，不考虑频繁的稳定费率调整）。

$$\mathcal{LF}(t) = f \cdot V \cdot NC(t) \quad (36)$$

$$\mathcal{SF}(t) = V \cdot C_t \cdot \int_0^{\frac{1}{\kappa}} e^{-rt} dt \quad (37)$$

至此完成了对总开放贷款数目、清算贷款总数、总清偿费、总稳定费甚至稳定币总供应量等关键系统全局特征的预测分析和理论建模，有了这些定量的科学预估，再配合下面建立的损失分布估计模型，有助于及时调整风险干预储备金比例，进一步加强 MOV 风险干预储备机制以及货币供应控制手段的专业化和完善化。

$$\mathcal{LF}(t) + \mathcal{SF}(t) \geq \mathcal{SJ}(t) + \mathcal{IF}(t) \quad (38)$$

该公式表示在周期  $t$  内系统收入支出平衡关系， $\mathcal{SJ}(t)$  为周期内系统可承受损失分布， $\mathcal{IF}(t)$  表示生态激励反馈额度（Incentive Fee）。

### 3.1.3 协变量与货币政策工具

MOV 拥有两个非常关键的货币政策工具，稳定费率和最低清算抵押率，它们对整个系统的健壮运行起到了至关重要的作用，如何科学准确地预测这些协变量的调整对整个系统行为的定量影响也是本套模型的重要意义和使命所在。整个马尔可夫链模型存在四种协变量：稳定费率、最低清算抵押率、抵押资产类型（MOV 是多元化抵押）和总贷款规模（或者债务上限）。



借助经典疾病模型中的生存分析法可以有效的预测这些协变量对转移矩阵（系统行为）的影响。对转移矩阵进行适当变形，合并 Safe 和 Danger 两个状态为 Open，只关注 Open 向 Repay 和 Clean 的转移 [10]，因此可以进一步归约为 Cox 竞争风险模型 [11]：

1. 定义协变量最低清算抵押率  $c(t)$  对从 Open 到 Clean 的转移速率影响的风险函数和生存函数 [12] 分别为（考虑最低抵押率对 Clean 状态的影响最显著）：

$$q_{oc}(c(t)) = q_{oc}^0 \exp(\beta_{oc1}c_1 + \cdots + \beta_{ocn}c_n) = q_{oc}^0 e^{\beta_{oc}^T(c(t))} \quad (39)$$

其中  $q_{oc}^0$  为基线危险率， $c(t) = \{c_1, \cdots c_n\}$  定义不同级别的清算抵押率。

$$S_{oc}(c(t)) = (S_{oc}^0)^{\exp\{\beta_{oc}^T(c(t))\}} \quad (40)$$

其中  $S_{oc}^0 = \exp\{-q_{oc}^0\}$  为基准生存函数。

2. 定义协变量稳定费率  $r(t)$  对从 Open 到 Repay 的转移速率影响的风险函数和生存函数分别为（考虑稳定费率对 Repay 状态的影响最显著）：

$$q_{or}(r(t)) = q_{or}^0 e^{\beta_{or}^T(r(t))} \quad (41)$$

$$S_{or}(r(t)) = (S_{or}^0)^{\exp\{\beta_{or}^T(r(t))\}} \quad (42)$$

3. 定义协变量抵押资产类型  $CT$  对从 Open 到 Repay 的转移速率影响的风险函数和生存函数分别为（不同类型资产的短期抵押行为）：

$$q_{or}(CT) = q_{or}^0 e^{\beta_{or}^T(CT)} \quad (43)$$

$$S_{or}(CT) = (S_{or}^0)^{\exp\{\beta_{or}^T(CT)\}} \quad (44)$$

4. 定义协变量抵押资产类型  $CT$  对从 Open 到 Clean 的转移速率影响的风险函数和生存函数分别为（不同类型资产的系统稳定性）：

$$q_{oc}(CT) = q_{oc}^0 e^{\beta_{oc}^T(CT)} \quad (45)$$

$$S_{oc}(CT) = (S_{oc}^0)^{\exp\{\beta_{oc}^T(CT)\}} \quad (46)$$

竞争风险模型的建立可以量化协变量对状态转移速率的影响，比如在调整稳定费率时，可以预估到每升高一个点大约会带来多少贷款关闭速率的增加；在调整最低清算抵押率时，每降低一个档位会给系统活跃度带来几倍的正向作用；以及不同类型的资产抵押拥有不一样的市场行为目的性和稳定性。

抵押率又与违约（损失）率息息相关，而在链上稳定币系统中，违约可以看作智能合约触发对抵押资产的清算，存在不同的违约等级，比如当系统清算体系迅捷并完备时，可以把系统损失和用户损失降低到最小，而在极端市场风险出现和系统存在较大的操作风险情况下，往往

又会给系统带来严重的亏损。针对市场风险和操作风险影响下的抵押率与违约概率关系，可以借助条件损失分布函数 (LDA) [13] 进行量化分析，这也是 MOV 制定和调整系统最低抵押率的重要理论依据之一：在周期  $t$  开始时刻  $t_0$ ，通过前面给出的 VaR 和折扣率算法根据周期内市场风险估算初步最低抵押率  $LR_0^t$ ，一个周期可以分成  $N$  小段，微分市场风险，逐段计算和调整  $LR_i^t$ ；在新周期  $t+1$  启动前，计算周期  $t$  内的整体损失分布，量化操作风险和市场风险，评估和分析已发生和潜在的小概率事件，选取合理的置信度根据损失分布图和系统实时风险储备金重新调整 VaR 值（通过引入度量风险储备金的填补作用避免过度施压 VaR，否则过高的最低抵押率会影响到系统整体活跃度和健康度），确认下一周期的初始最低抵押率  $LR_0^{t+1}$ 。

在简单的模型设计中，违约概率与抵押率条件独立，根据之前的定义，贷款最终被清偿的概率可表示为  $p_{oc} = q_{oc}/q_o$ ，则对于给定数目  $N$  的贷款，其中被清算的贷款比例服从成功概率为  $p_{oc}$  的二项分布 [14]：

$$Prob\left(U = \frac{K}{N} | c\right) = C_N^k \cdot p_{oc}(c)^k (1 - p_{oc}(c))^{N-k} \approx e^{-Np_{oc}(c)} \frac{(Np_{oc}(c))^k}{k!} \quad (47)$$

在上式中使用到了泊松分布作近似计算。在更为严谨的场景定义里，所创建出的每个贷款实例风险是不同质的，因此所采用泊松分布的参数  $q = Np_{oc}(c) > 0$  应该是一个随机变量，假设其服从伽马分布：

$$f(q) = \frac{\beta}{\Gamma(\alpha)} e^{-\beta q} (\beta q)^{\alpha-1}, \quad q > 0 \quad (48)$$

则被清算贷款数目  $K$  的边际分布为：

$$\begin{aligned} P(K = k) &= \int_0^{+\infty} P(K = k | q) f(q) dq \\ &= \int_0^{+\infty} \frac{e^{-q} q^k}{k!} \frac{\beta}{\Gamma(\alpha)} e^{-\beta q} (\beta q)^{\alpha-1} dq \\ &= C_{\alpha+k-1}^k \left( \frac{\beta}{\beta+1} \right)^\alpha \left( \frac{1}{\beta+1} \right)^k, k = 0, 1, 2, \dots \end{aligned} \quad (49)$$

即为以  $\alpha$  和  $\frac{\beta}{\beta+1}$  为参数的 Pascal 分布函数。

完整的损失分布需要对发生频度 (loss frequency distribution) 和损失严重程度 (loss severity distribution) 同时建模叠加 [13]，因此进一步将清算状态 Clean 进行拆分不同等级：一级清算状态 1 - Clean，二级清算状态 2 - Clean，债券阶段清算状态 3 - Clean 以及当清算时抵押率低于 100 % 时清算状态 Loss - Clean。状态 1 - Clean 和 2 - Clean 的损失分布能够反映系统清算体系是否迅捷以及给用户挽回损失比例，状态 3 - Clean 反映系统风险债券干预情况，状态 Loss - Clean 将直接反映系统亏损状况。加密市场的损失数据具有较为明显的厚尾特征，即小损失的高频性，大损失的小概率性，因此往往需要用两种（多种）不同的分布函数进行组合拟合，比如可以用对数正态分布来描述小损失的高频性，用极值分布描述大损失的小概率性 [15]：

$$F(x) = \begin{cases} \Phi \left\{ -\frac{(\ln x - \mu)^2}{2\sigma^2} \right\} & 0 < x < c \\ 1 - \frac{N_c}{N} \left( 1 + \alpha \frac{x-c}{\beta} \right)^{-1/\alpha} & x \geq c \end{cases} \quad (50)$$

其中,  $N_c$  为损失超过阈值  $c$  的事件个数,  $N$  为总风险事件个数,  $c$ 、 $\alpha$ 、 $\beta$  为广义帕累托分布 (GPD) 的位置参数、尺度参数和形状参数。选择适当的临界值  $c$  十分重要, 可以采用样本平均超额图 (sample mean excess plot) 作为判断依据, 计算 Mean Excess Function (MEF), MEF 是超过临界值  $c$  的所有观测值的超额平均值 [16]:

$$e_n(c) = \sum_{i=1}^n (x_i - c)^+ / N_c \quad (51)$$

其中  $(x_i - c)^+ = \max(0, x_i - c)$ , 以  $c$  为横轴, 以  $e_n(c)$  为纵轴做图, 如果从某一高临界值开始, MEF 线成为正斜率的直线, 则对应的极值观测点服从厚尾 GPD 分布, 那一点临界值即为  $c$ , 同时有  $e(c) = \frac{\beta + \alpha c}{1 - \alpha}$ 。关于参数  $\alpha$ 、 $\beta$  的估计一般采用极大似然法 (ML) 和概率加权矩方法 (PWM), 考虑一组超额  $y_i: y_1 = x_1 - c, y_2 = x_2 - c, \dots, y_n = x_n - c$ , 按升序排列有  $y_{1:n}, y_{2:n}, \dots, y_{n:n}$ , 则根据 PWM 估计法有 [17]:

$$\hat{\alpha} = 2 - \frac{\bar{y}}{\bar{y} - 2t} \quad \hat{\beta} = \frac{2 \cdot \bar{y} \cdot t}{\bar{y} - 2t} \quad (52)$$

其中,

$$\bar{y} = \sum_{i=1}^n y_i \quad t = \frac{\sum_{i=1}^n y_{i:n} \cdot (1 - p_{i:n})}{n} \quad p_{i:n} = \frac{i - 0.35}{n} \quad (53)$$

在实际计算过程中, 主体分布 (对数正态分布) 的拟合数据主要来自内部 (历史运营) 数据, 而尾部分布 (极值分布) 的拟合由于内部数据的欠缺往往需要通过经验模拟和其他相关外部数据进行辅助。最终的损失分布计算需要将以上分别建立起的损失频度分布和损失严重程度分布进行聚合, 模型较为复杂, 一般可以通过蒙特卡洛模拟法进行程序计算。

---

**Algorithm 1** Loss Distribution with Monte Carlo method.

---

**Input:** Number of simulated annual losses,  $nSim$ ; Threshold body-tail,  $H$ ; Parameter of Poisson body,  $\lambda$ ; Parameter mu of lognormal (body),  $theta1$ ; Parameter sigma of lognormal (body),  $theta2$ ; Shape parameter of GPD (tail),  $theta1.tail$ ; Location parameter of GPD (tail),  $theta2.tail$ ; Scale parameter of GPD (tail),  $theta3.tail$ ;

**Output:** Loss Distribution,  $s_j$ ;

```

1: // Quantile function of lognormal-GPD severity distribution.
2: function QLNORM.GPD( $p, theta, theta.gpd, c$ )
3:    $Fu \leftarrow plnorm(c, meanlog = theta[1], sdlog = theta[2])$ 
4:   if  $p < Fu$  then
5:      $x \leftarrow qlnorm(p = p, meanlog = theta[1], sdlog = theta[2])$ 
6:   else
7:      $x \leftarrow qgpd(p = (p - Fu)/(1 - Fu), alpha = theta.gpd[1], mu = theta.gpd[2], beta = theta.gpd[3])$ 
8:   end if
9:   return  $x$ 

```

```

10: end function
11: // Random sampling function of lognormal-GPD severity distribution.
12: function RLNORM.GPD( $n, \theta, \theta.gpd, c$ )
13:    $r \leftarrow \text{QLNORM.GPD}(\text{runif}(n), \theta, \theta.gpd, c)$ 
14:   return  $r$ 
15: end function
16: // Annual loss distribution initialization.
17:  $sj \leftarrow \text{rep}(0, nSim)$ 
18: // Random sampling from Poisson.
19:  $freq \leftarrow \text{rpois}(nSim, \lambda)$ 
20: // Convolution with Monte Carlo method.
21: for  $i = 1$  to  $nSim$  do
22:    $sj[i] \leftarrow \text{sum}(\text{RLNORM.GPD}(freq[i], c(\theta_1, \theta_2), c(\theta_1.tail, \theta_2.tail, \theta_3.tail), H)$ 
     $)$ 
23: end for
24: return  $sj$ 

```

---

### 3.1.4 复杂模型考量

金融属性行业的风险大致来自市场风险、信用风险和操作风险，同样这些风险也愈加出现在不断繁荣壮大的链上金融生态，风险的弥合往往预示着两个世界的金融在不断螺旋融合。MOV 率先将众多经典的概率理论、运筹理论以及现代化金融风险管理模型大胆尝试在去中心化的链上金融系统中，在这篇白皮书中给出了一般性的基础模型理论，基于马尔可夫链的风险模型有助于测试整个系统的健壮性，及时把控系统关键全局数据，并辅助制定费率政策，向专业化的链上现代化金融风险管理机制迈进。

另外针对 MOV 特有的风险干预储备机制和风险债券机制对极端系统亏空的填补（保险）作用，也可以建立类似违约交换 [18] 的模型进行量化分析。下图展示了一种清算期间违约掉期（Swap）的简易模型，假设以抵押率 105% 为基准率，当抵押者选择 Swap 进行第三级清算保障时，若系统在抵押率为 110% 时完成清算，则系统获得那额外 5% 的收益，当系统在 102% 时完成清算，系统将向抵押者补偿额外的 3% 亏空。

在更复杂的建模中（随着链上稳定币规模和影响边界愈加扩大，金融不稳定因素逐渐增多），协变量不是固定不变的，而是随时间进行某种分布特征的变化 [19]，因此在损失分布模型中，条件概率的计算实际上应该取概率加权平均值，甚至可能需要构建非齐次的转移矩阵，建立更为复杂的双随机复合模型（比如 Cox 过程）[10]。

## 3.2 极端风险模型考量

前面（第二章）提到的 VaR 是一种精确直观且易于操作的风险度量和管理技术，可以较为有效地预测出抵押资产端在未来一段时间内最大价值波动及其概率，但其需要遵循市场有效性假设以及假设市场波动是随机的（市场条件正常的情况下），而对尖峰厚尾现象、波动集聚性

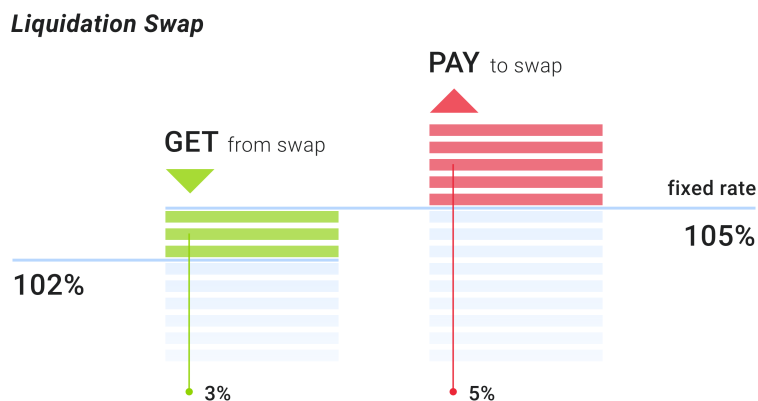


图 7: 一种清算掉期模型

(volatility clustering) [20] 和极端风险情况（实际上这些情况会更频繁）的预测还需与其他更为复杂的组合分布模型（比如用于尖峰厚尾巨灾损失数据拟合的对数正态—帕累托组合分布模型 [21]）或者更高阶的随机模拟法（比如 GARCH 族模型<sup>1</sup>和蒙特卡洛模拟法 [23]）进行配合，才能进一步避免低估小概率事件发生的可能性并更准确评估损失概率。如图 8，柯西分布（Cauchy Distribution）[24] 就是一类有名的肥尾分布，适用于对金融危机等小概率事件的预测，有别于正态分布，再配合蒙特卡洛模拟法，识别基础的市场因子（例如加密货币收益率、交易量以及社会信号<sup>2</sup>等），选择恰当的模型（例如几何布朗运动），根据已有历史数据估算柯西分布函数参数，最后从中抽样进行随机数模拟市场因子未来变化路径，在足够多次模拟后计算资产未来价值的损益分布，在给定置信水平下获得 VaR 值。

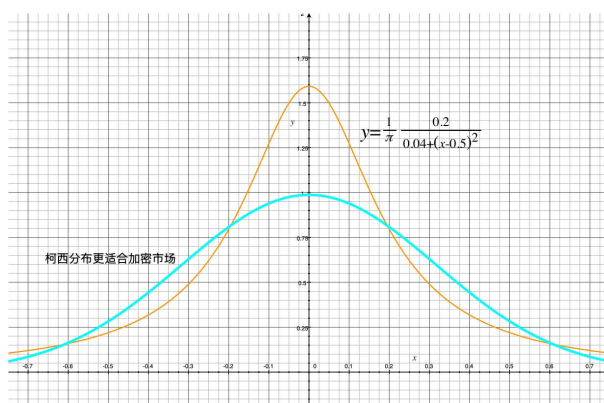


图 8: MOV 小概率事件与柯西分布

CVaR 模型 [25] 被常用于监测“黑天鹅”事件（左侧的极端事件），指出了损失超出 VaR 的

<sup>1</sup>GARCH 模型具有良好描述金融时间序列的特性，即方差的时变性和处理肥尾的能力，适合对金融时序进行建模，由条件均值方程和条件方差方程两部分组成，方差方程有效地捕捉蕴含在模型残差中的信息，对金融数据的随机波动性解析更为准确。此外，Naimy 等人也论证了 EGARCH 模型更适合加密货币市场 [22]，该模型是 GARCH 的变种，对负波动性的把握更为准确。

<sup>2</sup>社会信号，**Social Signal**，是一种偏定性分析的场外数据影响因子，主要包括对来自搜索引擎、社交网络等信息源中市场敏感关键词的情感分析和挖掘，尤其是以比特币为代表的加密市场行情具有显著的错失恐惧症（FOMO, fear of missing out）效应。



条件均值，即超额损失的期望水平，与 VaR 相比对资产端的极端风险评估更为敏感，且具有良好的次可加性。定义超额损失函数：

$$CVaR = (1 - \beta)^{-1} \int f(x, y)p(y)dy \quad (54)$$

$$f(x, y) \geq VaR \quad (55)$$

其中  $x$  代表抵押资产， $\beta$  为置信水平， $f$  为资产损失函数，这里选取大于 VaR 段， $p$  代表资产收益率（价格） $y$  的密度函数，分布特征需要根据加密市场实际情况灵活确定。

虽然 MOV 抵押品框架尽量选取了四种关联度不是特别高的资产，但在面临极端风险出现时，它们的尾部相关性可能会突然增强 [26]（“当危机来临时谁都难以独善其身”），加剧亏损，无法起到风险分散的作用，针对尾部极端风险的度量，MOV 会建立相应的适合链上金融体系的尾部风险平价（tail risk parity）模型 [27]，核心思想是通过合理配置组合资产权重以“平摊”尾部风险。

我们依然沿用 VaR 来反推尾部相关性，即通过每种资产各自的 VaR 值和组合权重来计算组合 VaR（VaR-implied tail correlation）[28][29]：

$$VaR_{port}^{agg} = \sqrt{x_1^2 \cdot VaR_1^2 + x_2^2 \cdot VaR_2^2 + 2 \cdot x_1 \cdot x_2 \cdot \rho_{12} \cdot VaR_1 \cdot VaR_2} \quad (56)$$

$\rho_{12}$  代表多种资产价格变化的关联度。假如资产端价格变化服从高斯分布，则关联度系数等同为经典的皮尔逊相关系数（Pearson Correlation Coefficient）。同理，为了准确刻画收益分布的左侧肥尾，可以进一步将上式 VaR 换成 ES（Expected Shortfall，同 CVaR）算法 [29]，更为有效地描述左侧尾部风险的均值（条件期望）。

$$ES_\alpha = -\frac{1}{\alpha} \int_0^\alpha VaR_\gamma(X) d\gamma \quad (57)$$

给出预期缺口是最差  $\alpha$  个百分比的期望值， $X \in L^p(\mathcal{F})$  表示未来收益。

因此在度量极端风险时，VaR 估算将不停留在传统方式，而是根据加密资产独有的特点、变化趋势以及加密市场行情周期（以周或者月为观察窗口），充分考虑包括参数法（可应用于短期内资产剧烈波动）、CVaR、特殊分布特征拟合、蒙特卡洛模拟、关联度风险以及最大回撤（Maximum Drawdown, MDD）等在内的计算因素和手段。另外在置信水平和持有期的选择上，需要依据系统风险干预储备机制的抗风险程度以及资产本身的流动性进行仔细评估，在加密市场环境里，一般需要设置较高的置信度（比如 95%-99%）和较短的持有期（比如日或者周<sup>3</sup>），时刻保持对“黑天鹅”的敏感，同时不过分提高抵押门槛，影响用户参与度和积极性。即便是遭遇极端市场风险情况，也能及时度量恶化程度和关联风险，采取相应措施补救。

---

**Algorithm 2** VaR with Monte Carlo method.

---

**Input:** Array of ETH/USD price fetching from the coinmarketcap api, *value*; Number of simulations,  $k$ ; Days of every simulation,  $y$ ; Confidence,  $\alpha$ ;

---

<sup>3</sup>持有期太短则监控成本过高，太长则不利于及早发现潜在风险，巴塞尔委员会选择 10 个交易日作为资产组合的持有期，反映了其对监控成本及实际监管效果的一种折衷。

**Output:** Value at risk,  $VaR$ ;

```
// The selected recent time window including significant market should be large and reasonable,
300 days
2: // Calculate daily yield from the second day to the 300th day.
   value0  $\leftarrow$  value(1 : 299)
4: value1  $\leftarrow$  value(2 : 300)
   rate0  $\leftarrow$  (value1 - value0)/value0
6: // Calculate the mean and variance of daily yield.
   u  $\leftarrow$  mean(rate0)
8: vol  $\leftarrow$  std(rate0)
   // 1000 times Monte Carlo simulations and 30 days each simulation.
10: s0  $\leftarrow$  value(end)
   rand('state',0)
12: randn('state',0)
   k  $\leftarrow$  1000
14: y  $\leftarrow$  30
   for i = 1 to k do
16:     s  $\leftarrow$  s0
       for j = 1 to y - 1 do
18:         // Build the variable wt of Random Walk based on the mean and variance.
           s = s + s * (u + vol * randn(1,1))
20:       end for
       value2(i)  $\leftarrow$  s
22: end for
   // Calculate the daily yield of simulations.
24: rate  $\leftarrow$  (value2 - s0)/(s0 * y)
   rate1  $\leftarrow$  sort(rate)
26: // Calculate the VaR with confidence 0.05.
    $\alpha \leftarrow$  0.05
28: VaR  $\leftarrow$  rate1(k *  $\alpha$ )

return VaR
```

---

任何金融风险类模型（包括 VaR、排队模型、损失分布等）建模和所采用分布特征都需要通过回测（Backtesting）来验证其精确性，即通过观察足够时长的实际运行窗口期数据分布，与模型所预测分布进行对比，比如往往需要至少一年的实际运行窗口期数据对按天单位 VaR 的估算进行回测，在 95% 置信水平下，一般允许存在 5% 的异常例外（Exception，超出 VaR 值的情况，通常是天数），如果是 6% 到 8% 则可能是运气问题，如果是 10-20%，偏离程度非常大，应该归结为模型问题，而不是运气问题，需要纠正模型。由于实际运行数据是匮乏而时间成本昂贵的，一般需要借助统计学测试，常用的回测方法有巴塞尔规则、Kupiec 统计量、Christoffersen

统计量等。仅靠单一回测方法是不够的，需要形成整套综合回测体系对异常事件的数量范围和频度进行检验，包括完整的 Frequency Test 和 Independence Test，比如 Kupiec POF-Test 能够从统计学意义上检验是否出现过度预测，Christoffersen Test 或者 Mixed Kupiec-Test 可以有效捕捉到异常的团簇（clustering）现象。

如果出现回测失败，问题可能有：使用了不合实际的分布特征，这时可以借助统计学适配度检测（goodness-of-fit）检验实际数据与模型分布的吻合度；VaR 模型所考虑的影响因子不全，比如输入仅仅是代表市场风险的资产价格涨跌幅和交易量，而忽略了该时期特殊的外部风险以及风险间的关联度风险。随着区块链技术、场景和监管政策日新月异发展，加密市场的尾部风险分布几乎是年年不同而又难以预测，再精细的 VaR 风险模型都离不开专业而睿智的人工基本面和趋势分析辅助（聪明的人比精密的数字模型更大概率判断出 2008 年全球金融危机的发生），正如 Alan Greenspan 所说“市场风险的量化工具，如 VaR，只有对风险测量的计算方法及其风险衡量与实际业绩的关系都进行了充分的考虑时，才具有指导意义”。此外稳定币项目方需要寻找和细分出那些无法用 VaR 模型度量的风险（risk not in VaR），例如基差风险，并引入类似压力测试（stress testing）的方法进行专门度量。

可以参照巴塞尔协议惩罚区，如表 1，对估算出的 VaR 范围设立风险警示区，逐级增强，同时相对应的市场风险储备资本（MRC）也会按照一定比例规律增补，以对冲未来潜在亏损。

$$MRC_t = \max \left[ VaR_t(0.01), S_t \frac{1}{60} \sum_{i=0}^{59} VaR_{t-i}(0.01) \right] + c \quad (58)$$

$$S_t = \begin{cases} 3 & \text{if } x \leq 4 & \text{green} \\ 3 + 0.2(x - 4) & \text{if } 5 \leq x \leq 9 & \text{yellow} \\ 4 & \text{if } 10 \leq x & \text{red} \end{cases} \quad (59)$$

其中  $S_t$  表示在一段固定窗口观察期（比如 250 交易日）内不同风险程度对应市场风险资本的比例因子。

表 1: 巴塞尔协议惩罚区

惩罚区	异常范围比例（数目）	市场风险资本增长乘数 k	累积概率
绿区	0 → 4	0.00	8.11% → 89.22%
黄区	5	0.40	95.88%
	6	0.50	98.63%
	7	0.65	99.60%
	8	0.75	99.89%
	9	0.85	99.97%
红区	≥ 10	1.00	99.99%

整体上，MOV 风险度量模型将会充分考虑对 Convergent risks（可建模量化）和 Divergent risks（不能很好度量）两种风险的度量，依次完成争取不“违约”、“违约”可量化、“违约”可预测、降低“违约”损失的渐进风控模型（如图 9、图 10）。值得再次强调的是，模型和理论没

有对错之分，也不是一成不变，关键是需要时刻把握对加密市场和未来最为本质的认知和探索，建立一种模式和方法论，将一种现象发展为一种方向，成为更多专业人士和边界行业都来支持的综合领域，才能不断拓展链上金融边界，将 MOV 带到崭新的高度。

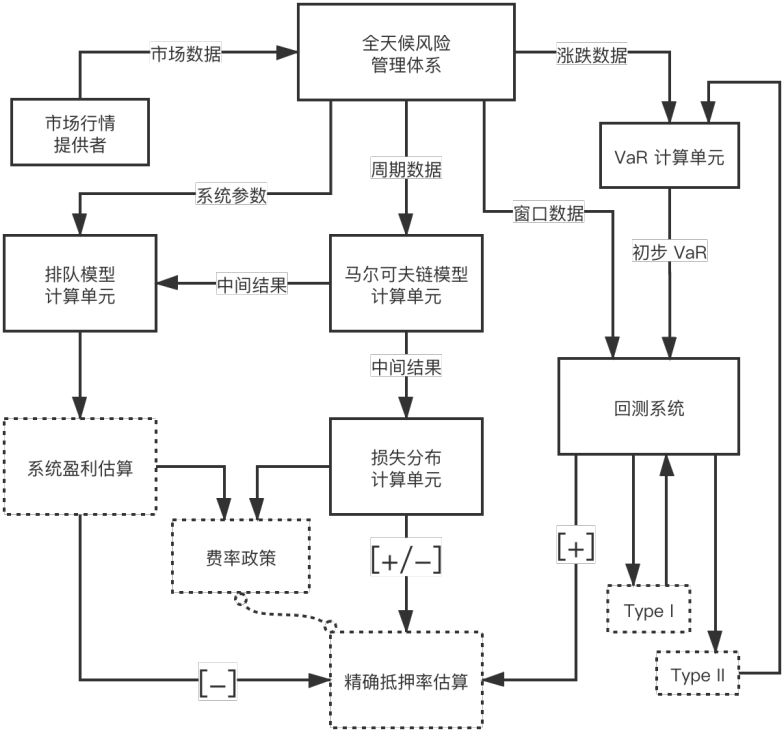


图 9: MOV 全天候风险度量体系

#### 4 链上现代化金融与多边贸易

在云诡波绝的金融风险面前，总结起来 MOV 稳定金融体系的货币政策大致基于四种因子  $C$ 、 $R$ 、 $P$ 、 $T$  进行干预和宏观调控，分别代表抵押资产和信用（Collateral+Credit）、风险干涉、稳定币价格、稳定币流通量。例如在稳定币端调控时，我们极力维持左端  $CR$  的稳定性，通过干预  $T$  去影响  $P$ 。

$$CR = PT \tag{60}$$

高价值的稳定币系统离不开最原始的层层信任基础，不论是现实世界的金融体系，还是区块链正在构建的链上金融体系，尽管在诸多方面有着差异，但对信任基础的追求都是一致的。MOV 稳定基石来自去中心化的网系统以及在其保障下安全流转的四种主流高价值资产的浇筑，整个 MOV 生态（以及 Bytom）的全力推动和保障，会比一个仅基于以太坊网络应用层的稳定币应用更具有优势。

MOV 生态基于跨链资产创造稳定货币的意义，将超越创造一种投机资产，让多元化主流资产在框架的折叠合成下形成价值共识和收敛，让一种“化身”货币可以成为“稳定地转移支撑

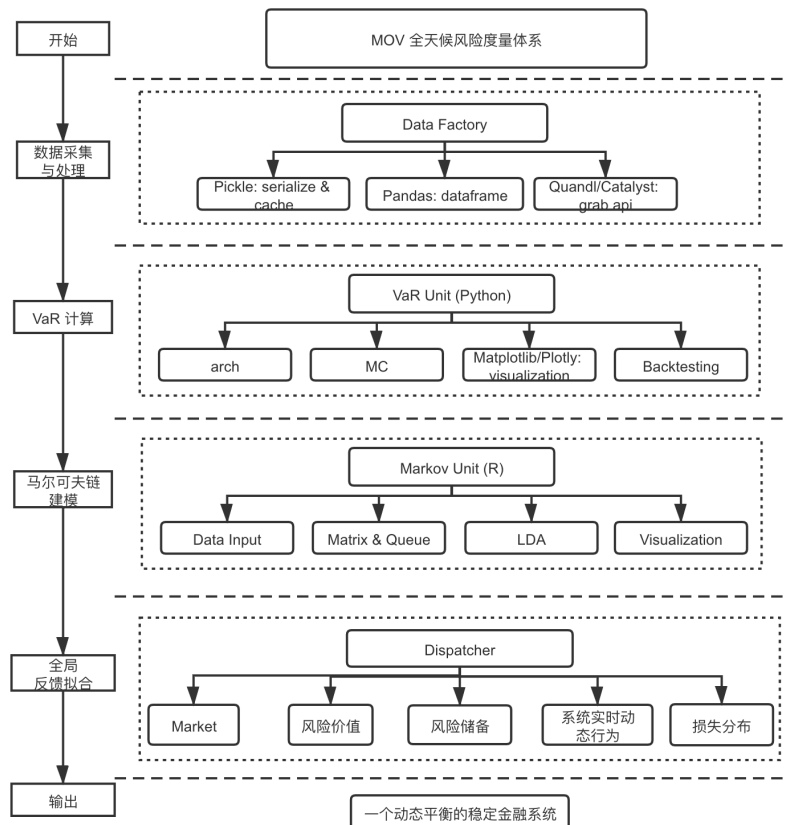


图 10: MOV 全天候风险度量体系架构图

经济交易的债务”，加速稳定币的推广和业务场景（链上和实体）探索，为跨链资产带来更多信用扩张和社会接受度。

在整体的稳定金融体系设计里，资产合成和借贷市场机制更多的是在建设一种流动性基础设施而非一种单一应用场景，MOV 稳定币的价值边界与流通量、流转速度、流通广度、流通多样性有关，更多的场景和金融角色、金融联盟需要融入到生态当中来，比如数字资产交易平台、数字资产期货平台、链上支付体系等。随着场景的不断丰富，稳定币流动性和流转速度增大，市场对稳定币的需求和借贷合成业务将会迎来快速增长期，进而促进整个稳定金融体系扩大化，MOV 也更有机会成为一种广泛在链上流通具备定价清算能力的记账单位，用于交易和支付，这将真正打开稳定币竞争发展的新格局。

多边贸易不仅存在于现实世界贸易体系中，也是一个个孤立的链上金融生态所共同追求的新发展格局，毕竟没有人会排斥高价值的主流资产（如 BTC）和流动性基础设施。多边贸易本质上是追求各方的贸易自由流动、消除彼此间的壁垒、降低摩擦成本、遵循共同的规则、建设多边清算体系、共同应对危机。链上金融体系庞杂，有中心化和去中心化之分，有交易期货与借贷合成之分，有专注支付体系和偏实体应用之分，更有无数独立的公链资产和跨链生态，大家对多样性资产的共识不同，场景不同，业务模式也会不同，而直接输出自己生态的主流资产也意味着流失自身的（跨链）资产，所以往往存在多样性的壁垒。稳定金融体系在连接不同资产生态时具有明显的优势，可以快速地输入输出高价值资产，同时具备多边清算能力，在自由兑换、进出平衡和费率共识上都有类似国际货币的优势。



MOV 稳定币发行后流通将不局限于自身生态业务场景，会与更多链外第三方应用和资产金融生态（如中心化借贷）对接，在输出自身高价值资产（债务）的同时让合作的第三方生态加快 MOV 流转速度，而对应的合作生态所获取的 MOV 背后由四种主流高价值资产支撑，对其扩大自身业务品类和平台资产量具有直接效用。

对于和数字资产交易平台的合作，MOV 将会成为其优质的备选记账单位和流通媒介，两个生态的用户角色会随着 MOV 在二者之间的充分流通越来越模糊，发行 MOV 的用户可以即时地流通 MOV 以赚取杠杆空间或者借贷费用，通过循环质押扩大杠杆，也鼓励更多（新增）用户通过低成本贷出 MOV 在交易平台充分交易，这对交易平台和 MOV 生态都将是双赢局面。

在更为广阔的链上支付体系（包含链上虚拟服务支付、跨境支付、实体供应链金融等）或者与其他跨链生态进行贸易合作的场景中，都离不开统一稳定的定价资产作为清算手段和交易媒介。设想在 MOV 与 A 跨链生态（主要支持 EOS 资产）合作的场景里，可以通过（各自的）稳定币体系渗入到彼此的链上业务中，MOV 上对 EOS 资产业务有需求的用户可以通过 MOV 稳定币参与到 A 生态的 EOS 借贷业务，同样 A 生态的用户也可以通过稳定币参与到 MOV 业务和资产配置中，双方可能会存在多种业务互相渗透，但最终都通过各自的稳定币体系进入进出以及进行清算。在更为复杂的多边贸易联盟中，稳定币的高效连接作用将真正意义上成为不同链上生态系统间合作交互的桥梁和使者。

**MOV，不止于跨链。链上金融的不断繁荣发展势必反推区块链基础设施的演进和升级，所以在构造一种稳定币时，MOV 将从全面生态建设的角度出发，不仅是在创造一种更稳定的数字稳定币，更是在建设一种真正符合区块链未来发展的稳定金融基础设施，促进更为广阔的链上多边贸易体系形成。**

## 参考文献

- [1] 邹传伟. 对人民银行 DC/EP 的初步分析[J]. 财新网, 2019.
- [2] 长铗, 李钧. 比特币: 一个虚幻而真实的金融世界[M]. 中国: 中信出版社, 2013.
- [3] 龙白滔. CFMI 通证金融模型和稳定币机制[J]. 2018.
- [4] MIKKO. 稳定数字货币手册 (Beta Version) [J]. 2018.
- [5] DAVID L. Some Elements of Rating-Based Credit Risk Modeling[J]. 1999.
- [6] ROBERT A J, DAVID L, STUART M T. A Markov Model for the Term Structure of Credit Risk Spreads[J]. 1997.
- [7] ROBERT P D. CONTINUOUS-TIME MARKOV CHAINS, Introduction to Stochastic Processes with R[J]. 2016.
- [8] ZHANG Y, ZHANG J W, WANG Z X. Recent progress on power-law distributions in financial market fluctuations[J]. 2004.
- [9] KULKARNI, VIDYADHAR G. Modeling and analysis of stochastic systems (First ed.)[J]. Chapman Hall, 1995, ISBN 0412049910.
- [10] ALEX E. A Ratings-Based Model for Credit Events in MakerDAO[J]. 2019.
- [11] Cox Proportional-Hazards Model[J]. <http://www.sthda.com/english/wiki/cox-proportional-hazards-model>.
- [12] Cox Proportional-Hazards Model: Survival Models[J]. <https://data.princeton.edu/wws509/notes/c7.pdf>.
- [13] ANTOINE F, PIERRE G, THIERRY R. Loss Distribution Approach for Operational Risk[J]. 2001.
- [14] BOMFIM A. Understanding Credit Derivatives and Related Instruments[J]. Waltham, 2016.
- [15] 刘广应, 张维. 基于 Cox 过程的操作风险度量方法[J]. 统计与决策, 2010, 第 13 期.
- [16] NAISHENG W. SETTING MARGINS FOR CHINESE FUTURES MARKETS EXTREME VALUE METHODS[J]. Postdoctor Station, Shanghai Futures Exchange, 200122.

- [17] FABIO P. R AND OPERATIONAL RISK[J]. UniCredit Operational Risk Methodologies and Control, 2012.
- [18] CIHAN U. Credit Default Swaps and Firm Value[J]. 2015.
- [19] LU T, DAVID Z, WEI L J. On the Cox Model With Time-Varying Regression Coefficients[J]. Journal of the American Statistical Association, 2011, Vol.100:24-36.
- [20] CONT R. Volatility Clustering in Financial Markets: Empirical Facts and Agent-Based Models[J]. SSRN Electronic Journal, 2005.
- [21] 王明高, 孟生旺. 尖峰厚尾巨灾损失数据的组合分布模型[J]. 保险研究, 2017, 第 201712 期:113-123.
- [22] NAIMY V Y, HAYEK M R. Modelling and predicting the Bitcoin volatility using GARCH models[J]. International Journal of Mathematical Modelling and Numerical Optimisation (IJMMNO), 2018, Vol.8(No.3).
- [23] HAO L, XIAO F, YU L, et al. Approaches to VaR[J]. MSE 444 Investment Practice Project, 2012.
- [24] BRIGHT O O, JOHNSON O. Financial Risk Assessment with Cauchy Distribution under a Simple Transformation of dividing with a Constant[J]. Theoretical Mathematics Applications, 2011, Vol.1(No.1):73-89.
- [25] 殷文琳, 蒲勇健. 金融风险测度的 CVaR 方法[J]. 重庆大学学报, 2006, Vol.29(No.6).
- [26] RACHEL C, KEES K, PAUL K. Increased correlation in bear markets[J]. Financial Analysts Journal, 2002, Vol.58(1): 87-94.
- [27] EDUARD B, ANDRE D, ANASTASIA T. Extending the risk parity approach to higher moments: is there any value added?[J]. The Journal of Portfolio Management, 2017, Vol.43(2):24-36.
- [28] JOHN C, FRANCOIS L. Implied correlation from VaR[J]. Munich Personal RePEc Archive, 2006(No.3506).
- [29] JINJING L. A New Tail-based Correlation[J]. 2016.