

预期信用损失法应用案例（二）

——不以内部评级体系为基础的简化方法

【例】乙银行是一家小型商业银行，业务类型覆盖对公贷款、零售贷款等，尚未建立和实施内部评级体系。该银行的对公贷款业务具有一定的历史数据积累，基本可在三年内完成实际清收，违约贷款的平均处置周期为两年；零售贷款业务的历史数据积累期间较短、数据样本量有限。

2020年6月28日，乙银行向某国内制造业企业发放1000万元对公贷款，约定两年后到期一次还本，每季度末月20日付息，年利率为10%。在贷款发放时点，乙银行根据逾期天数及贷款五级风险分类等相关因素，将该贷款划分为正常类。2021年3月28日，因受外部事件影响和自身运营等原因，该客户的信用风险有上升迹象，乙银行经评估将该客户的上述贷款下调为关注类。

乙银行在未建立和实施内部评级体系的情况下，如何确定上述对公贷款以及该行零售贷款的预期信用损失？

分析：

按照《企业会计准则第22号——金融工具确认和计量》（财会〔2017〕7号，以下简称金融工具确认计量准则）的规定，并结合自身管理水平以及历史数据积累等实际情况，

乙银行对于对公贷款和零售贷款的预期信用损失计量采用了不同的建模方法。对于对公贷款，其建模思路与大型商业银行类似，即在基于共同信用风险特征进行风险分组并根据信用风险变化及减值情况进行阶段划分的基础上，根据违约概率、违约损失率、违约风险敞口构建预期信用损失模型，因缺乏内部评级信息，乙银行在估计违约概率、违约损失率等模型参数时采用了迁徙率等其他替代方法。对于信用卡等零售贷款，因缺乏历史数据，难以分别对违约概率和违约损失率建模，乙银行采用损失率法计量预期信用损失。具体方法如下：

（一）对公贷款

1. 采用迁徙率法估计违约概率（PD）

乙银行根据产品及授信额度将对公贷款进行风险分组后，按照以下步骤得到各组违约概率：

步骤 1：根据逾期天数及贷款五级风险分类中相关定性考虑因素，将每个组别细分为正常非逾期（1档）、正常逾期（2档）、关注非逾期（3档）、关注逾期 0-30 天（4档）、关注逾期 30-60 天（5档）、关注逾期 60-90 天（6档）和不良（7档）等风险组别。

步骤 2：以各季度初为期初时点，观察 12 个月后拖欠状态的变化情况，以此计算各风险组别之间的迁徙率和违约概率。乙银行用 X_1 表示某风险组别期初状态为 1 档的借款人数

量，用 X_{11} 、 X_{12} …… X_{17} 分别表示该 X_1 位借款人 12 个月后状态为 1 档、2 档、3 档、4 档、5 档、6 档、7 档的借款人数量，该风险组别期初的 1 档借款人在 12 个月后迁徙至 2 档的比率为 X_{12}/X_1 （即为迁徙率）。类似地， X_{23}/X_2 表示期初为 2 档、12 个月后迁徙至 3 档的迁徙率。乙银行按此计算出该风险组别的迁徙率如下：

迁徙率		期末借款人数量（12 个月后）						
		1 档	2 档	3 档	4 档	5 档	6 档	7 档
期初	1 档	X_{11}/X_1	X_{12}/X_1	X_{13}/X_1	X_{14}/X_1	X_{15}/X_1	X_{16}/X_1	X_{17}/X_1
	2 档	X_{21}/X_2	X_{22}/X_2	X_{23}/X_2	X_{24}/X_2	X_{25}/X_2	X_{26}/X_2	X_{27}/X_2
	3 档	X_{31}/X_3	X_{32}/X_3	X_{33}/X_3	X_{34}/X_3	X_{35}/X_3	X_{36}/X_3	X_{37}/X_3
	4 档	X_{41}/X_4	X_{42}/X_4	X_{43}/X_4	X_{44}/X_4	X_{45}/X_4	X_{46}/X_4	X_{47}/X_4
	5 档	X_{51}/X_5	X_{52}/X_5	X_{53}/X_5	X_{54}/X_5	X_{55}/X_5	X_{56}/X_5	X_{57}/X_5
	6 档	X_{61}/X_6	X_{62}/X_6	X_{63}/X_6	X_{64}/X_6	X_{65}/X_6	X_{66}/X_6	X_{67}/X_6
	7 档	X_{71}/X_7	X_{72}/X_7	X_{73}/X_7	X_{74}/X_7	X_{75}/X_7	X_{76}/X_7	X_{77}/X_7

乙银行将“不良”（即 7 档）定义为“违约”，因此，对于期初为 1 档的贷款，12 个月违约概率为 X_{17}/X_1 ；对于期初为 2 档的贷款，12 个月违约概率为 X_{27}/X_2 ；以此类推。

步骤 3：假定新发放贷款均为正常非逾期类（即 1 档），通过 1 档借款人的违约概率计算正常非逾期类贷款的历史逐年实际违约概率，即 $PD_{s1}=X_{17}/X_1$ 。

步骤 4：通过分析，乙银行认为“分组贷款当年实际违约概率（ PD_{s1} ）/分组贷款历史实际违约概率平均值（ $PD_{均}$ ）”可反映宏观经济对其贷款组合的影响，将其定义为宏观影响

因子 Z，并基于第三方软件通过遍历多元回归得到宏观影响因子 Z 与宏观经济指标的回归模型。

年度	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020
分组贷款当年实际违约概率 PDs1 (当年, %)	PDs1	PDs1	PDs1	PDs1	PDs1	PDs1	PDs1	PDs1	PDs1	PDs1
分组贷款历史实际违约概率平均值 PD _均 (年初, %)	PD _均	PD _均	PD _均	PD _均	PD _均	PD _均	PD _均	PD _均	PD _均	PD _均
分组贷款当年实际违约概率 / 分组贷款历史实际违约概率平均值 (Z)	Z1	Z2	Z3	Z4	Z5	Z6	Z7	Z8	Z9	Z10

步骤 5: 通过迁徙矩阵自乘的方法生成累计违约概率(例如, N 年期的累计违约概率通过迁徙矩阵 M 的 N 次自乘的方法生成), 按照月度折算未来 12 个月的违约概率, 并推导得出整个存续期内违约概率。

以 2020 年 6 月 28 日向某制造业企业发放的 1000 万元贷款为例, 为获取正常非逾期类贷款的违约概率, 按前述步骤开展以下工作:

(1) 将所有的对公客户分为 7 档;

(2) 分别计算每档客户的迁徙率。2020 年前两档的迁徙情况如下: 每 100 个 1 档客户中有 2 个迁徙到 7 档, 从而计算得出 2020 年正常非逾期类贷款的历史实际违约概率, 即 $PDs1 = X_{17} / X_1 = 2 / 100 = 2\%$;

(3) 根据上述方法计算过去 10 年正常非逾期类贷款每

年的历史实际违约概率，并得到过去 10 年的历史实际违约概率平均值（ $PD_{均}$ ）为 2.5%。在此基础上，计算 2020 年的宏观影响因子，即 $Z_{10}=PD_{s1}/PD_{均}=2\%/2.5\%=0.8$ ，并构建宏观影响因子 Z 与宏观经济指标的回归模型以确定适当的宏观经济指标及相关系数。具体模型如下：

$$\widehat{Z} = B1 \times \widehat{GDP} + B2 \times \widehat{PPI}$$

（GDP 为国内生产总值，PPI 为工业生产者出厂价格）

2020 年 6 月 30 日，乙银行根据上述信息计算该贷款的违约概率如下：

$$PD_{2020.6.30} = 1 - (1 - 2\%)^{\frac{\min(12, 24)}{12}} = 2\%$$

2021 年 3 月 28 日，该客户因受外部事件影响，信用风险有上升迹象，乙银行将该笔贷款下调为关注类贷款，该评级对应的未来 12 个月违约概率为 7%。2021 年 3 月 31 日，乙银行将该笔贷款调整为第二阶段，按照整个存续期内预期信用损失计提信用损失准备，此时该贷款剩余期限为 15 个月，违约概率计算如下：

$$PD_{2021.3.31} = 1 - (1 - 7\%)^{\frac{15}{12}} = 8.67\%$$

按宏观经济情景进行前瞻性调整后的违约概率详见“4. 设置宏观经济情景及权重并进行前瞻性调整”部分。

实务中，对于缺失逾期信息的贷款，也可以依据贷款五级风险分类信息，参照上述迁徙率的方法估计违约概率。

2. 应用自身违约清收数据估计违约损失率（LGD）

乙银行对公贷款业务有较好的违约清收数据积累，因此，乙银行通过应用自身违约清收数据来构建违约损失率模型。

具体步骤如下：

步骤 1： 根据产品类型、抵质押担保方式等维度将对公贷款划分为不同的组别（即违约损失率分组）。

步骤 2： 确定违约损失率的计算方法。乙银行对公贷款基本在三年内完成实际清收，在计算违约损失率时乙银行将回收期设置为三年，具体计算方法如下：

$$\text{违约损失率} = \frac{\text{违约风险敞口} - \sum \frac{\text{回收现金流}_i}{(1+\text{折现率})^i} + \sum \frac{\text{直接成本}_i}{(1+\text{折现率})^i}}{\text{违约风险敞口 (EAD)}}$$

步骤 3： 计算历史违约损失率。乙银行汇总了各年度已完成处置的违约贷款风险敞口的损失数据（回收期超过三年的全部视同完成处置），具体如下：

年度	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020
当年已完成处置的违约贷款金额	EAD	EAD	EAD	EAD	EAD	EAD	EAD	不适用*
对应的违约损失金额	L3	L4	L5	L6	L7	L8	L9	不适用
违约损失率	LGD3	LGD4	LGD5	LGD6	LGD7	LGD8	LGD9	—

*由于乙银行违约贷款的平均处置周期为两年，在 2020 年末，当年新增违约贷款大部分尚未完成处置，因此，未将其纳入历史违约损失率的计算。

步骤 4： 通过分析，乙银行认为按照上述方法得到的违约损失率可反映当时宏观经济对其贷款组合的影响，因此，将各年的违约损失率按照 Wilson 模型（详见附录）转化后

的结果定义为当年的宏观影响因子 Z ，即， $Z = \ln\left(\frac{LGD}{1-LGD}\right)$ 。

步骤 5: 基于第三方软件通过遍历多元回归构建违约损失率与宏观经济指标的回归模型，以确定适当的宏观经济指标及相关系数。乙银行根据其实际情况，选取房地产价格、固定资产投资增速和广义货币供应（M2）增长作为影响违约损失率的关键宏观经济指标变量构建回归模型。

以上述向某制造业企业发放的 1000 万元抵押贷款为例，在计算违约损失率时，乙银行首先根据贷款类型和抵质押担保方式进行违约损失率分组。根据 2019 年已完成处置的违约对公贷款的损失数据，乙银行计算得出 2019 年对公贷款的实际违约损失率为 65%，通过 Wilson 模型转化得到宏观影响因子 Z 为 0.62。按宏观经济情景进行前瞻性调整后的违约损失率详见“4. 设置宏观经济情景及权重并进行前瞻性调整”部分。

实务中，贷款违约清收数据不足以建模的，也可以根据“不良贷款处置实际损失金额/不良贷款处置金额”得到的平均违约损失率简化估算违约损失率。其中：不良贷款处置损失金额包括已核销贷款、批量转让损失、证券化损失及以物抵债损失等。因清收样本量较小或个案回收率偏高或偏低等原因导致采用前述方法估算的违约损失率明显不合理的，可以参考金融监管机构给定的违约损失率或通过限制偏离度等方式作出合理调整。

3. 确定违约风险敞口（EAD）

对于贷款业务，乙银行根据预计未来违约时点的剩余本息估计违约风险敞口。以上述向某制造业企业发放的 1000 万元对公贷款为例，2020 年 6 月 30 日，经评估，乙银行将未来 12 个月的每个付息日（即每季度末月 20 日）作为预计未来违约时点。该贷款每季度末月 20 日的违约风险敞口计算如下：

$$1000 \times (1 + 10\% \times \frac{3}{12}) = 1025 \text{ (万元)}$$

2021 年 3 月 31 日，因受外部事件影响和自身运营等原因，该客户的信用风险有上升迹象。经评估，乙银行认为该贷款在剩余存续期内的预计违约时点仍为剩余存续期内的每个付息日。

4. 设置宏观经济情景及权重并进行前瞻性调整

根据金融工具确认计量准则，预期信用损失计量需根据对宏观经济的判断设置不同情景并确定相应的权重。

乙银行根据合理且有依据的信息（含前瞻性信息）设定了乐观、中性和悲观三种情景。同时，选用向量自回归模型预测宏观经济指标，基于其残差正态性，获得该模型内所有宏观经济指标变量在情景期内的模拟路径样本，从中选择符合关键驱动核心变量变动趋势和取值路径附近的样本，将样本均值作为不同情景下各宏观经济指标变量的取值，并结合

实际业务情况调整得到各情景下的宏观经济指标预测值。然后，将宏观经济指标预测值代入 Wilson 模型，计算得出三种情景下的违约概率、违约损失率等参数的预测值（即经前瞻性调整后的违约概率、违约损失率）。

以上述向某制造业企业发放的 1000 万元对公贷款为例，将房地产价格、固定资产投资增速和广义货币供应（M2）增长的预测值代入 Wilson 模型得到其经前瞻性调整后的违约损失率。违约概率的前瞻性调整类似。按照前述方法，2021 年 3 月 31 日，在乐观情景下，该客户经前瞻性调整后的整个存续期内违约概率（PD）为 8.0%、违约损失率（LGD）为 60%；在中性情景下，该客户经前瞻性调整后的整个存续期内违约概率为 8.8%、违约损失率为 70%；在悲观情景下，该客户经前瞻性调整后的整个存续期内违约概率为 9.2%、违约损失率为 80%。

实务中，企业经评估后，认为外部权威预测能够代表本企业在中性情景下对宏观经济指标的预测的，也可以基于该权威预测数据进行上述估计。

乙银行综合考虑资产组合的历史损失分布、过去一段时期宏观经济因子的最好、最差和平均水平及波动率、对未来一年内经济走势的预期、过去一段时期主要社会事件对宏观经济的影响程度及相关事件预计对未来的持续影响、行业内主要机构对于宏观经济的预期等因素后，将乐观、中性和悲

观三种宏观经济情景的权重（ w_i ）分别设置为 20%、60%和 20%。

5. 计算按宏观经济情景加权后的预期信用损失

乙银行按以下方法计算按宏观经济情景加权的预期信用损失：

$$ECL_{\text{加权}} = \sum_{i=1}^n PD_i \times LGD_i \times EAD \times w_i \times CCF \times DR$$

其中： w_i 为各情景权重，信用转换系数 CCF 仅适用于表外信贷业务。

以上述向某制造业企业发放的 1 000 万元对公贷款为例，2021 年 3 月 31 日，各宏观经济情景下的预期信用损失计算如下：

乐观情景：

$$ECL = 8\% \times 60\% \times 1025 / (1 + 10\%)^{\frac{15}{12}} = 43.7(\text{万元})$$

中性情景：

$$ECL = 8.8\% \times 70\% \times 1025 / (1 + 10\%)^{\frac{15}{12}} = 56(\text{万元})$$

悲观情景：

$$ECL = 9.2\% \times 80\% \times 1025 / (1 + 10\%)^{\frac{15}{12}} = 67(\text{万元})$$

$$ECL_{\text{加权}} = 43.7 \times 20\% + 56 \times 60\% + 67 \times 20\% = 55.7(\text{万元})$$

（二）零售贷款

1. 运用损失率法计量预期信用损失

对于零售贷款，因缺少历史违约数据等原因，乙银行采用损失率法计量预期信用损失。具体步骤如下：

步骤 1： 根据逾期天数将零售贷款分成不同的组别。

步骤 2： 对每一组别，根据历史数据计算历年零售贷款的损失率。

步骤 3： 通过分析，乙银行认为“敞口当年实际损失金额（LR）/敞口年初余额（BAL）”可反映当年宏观经济对其贷款组合的影响，并将其定义为宏观影响因子 Z。乙银行按此计算出 2011 年至 2020 年各年的宏观影响因子 Z。

步骤 4： 选取相应宏观经济指标。

乙银行将 2011 年至 2020 年的宏观影响因子 Z 与国内生产总值（GDP）、居民消费价格指数（CPI）、工业生产者出厂价格（PPI）和房地产价格指数（HPI）等宏观经济指标进行相关性分析及回归分析，得到宏观影响因子 Z 与 GDP、HPI 具有显著的负相关关系，相关系数分别为 B1、B2，与 CPI、PPI 相关关系不显著，由此得到宏观影响因子与宏观经济指标的回归模型如下：

$$\widehat{Z} = B1 \times \widehat{GDP} + B2 \times \widehat{HPI}$$

步骤 5： 宏观经济情景设置及预期信用损失计算。

乙银行通过对标外部经济因子预测值及内部专家判断，设定在不同经济情景下相应宏观经济指标的预测值（其中包括国内生产总值、房地产价格指数在未来一年的预测值）。

乙银行将预测值代入上述公式得到宏观影响因子 Z 在未来一年的预测值，并应用 Wilson 模型将宏观影响因子 Z 与历史长期损失率相结合，得到每个组别未来一年的预期信用损失比例，用以计算预期信用损失金额。

2.具体应用

以信用卡贷款为例，乙银行将其分成“未逾期”、“逾期 30 天以内”、“逾期 30-60 天”等组别。对“逾期 30 天”的组别，计算 2020 年信用卡贷款的损失率，通过“敞口当年实际损失金额（LR）/敞口年初余额（BAL）”计算得到 2020 年的宏观影响因子 Z 为 4%。乙银行分别将乐观、中性和悲观三个情景下国内生产总值（GDP）和房地产价格指数（HPI）的未来一年的预测值代入下列模型得到宏观影响因子未来一年的预测值。然后，再应用 Wilson 模型得到乐观、中性和悲观情景下未来一年的预期信用损失比例分别为 3.5%、4.5%和 6%。

$$\widehat{Z} = B1 \times \widehat{GDP} + B2 \times \widehat{HPI}$$

乙银行按照乐观、中性和悲观情景的权重（分别为 20%、60%和 20%）进行加权，得出未来一年的预期信用损失比例为 4.6%，用以计算该组别的预期信用损失金额。

附录

Wilson 及 Merton-Vasicek 模型简介

(一) Wilson 模型

基于 Wilson 模型构建预期信用损失模型，主要是通过建立贷款违约水平与宏观经济指标变动的关联和 Wilson 模型转化（包括数量变换和反向变换）而得到预期信用损失计量所需的违约概率、违约损失率等风险参数的预测值。在该模型下，历史违约概率、违约损失率等数据先经数量变换后，分别建立其与历史宏观经济指标的回归模型，然后再将不同宏观经济情景下的宏观经济指标的预测值代入前述回归模型，将得到的结果进行反向变换，从而得到不同情景下违约概率和违约损失率的预测值，是较为实用的模型方法。

以违约概率为例，Wilson 模型的使用步骤如下：

步骤 1: 将历史违约概率 PD_t 进行 Wilson 模型转化（即数量变换）。变换公式如下：

$$Q = \ln \frac{PD_t}{1 - PD_t}$$

步骤 2: 建立违约概率与宏观经济指标的回归模型，以确定相关的宏观经济指标及相关系数：

$$Q = b + \sum_{i=1}^n a_i \times P_i$$

其中： a_i 为宏观经济指标的回归系数； P_i 为宏观经济指标； b 为常数； n 一般大于等于 2。

步骤 3: 将宏观经济指标预测值代入回归方程，得出 Q 的预测值，通过反向变换得到违约概率的预测值。变换公式如下：

$$PD_{\text{预测}} = \frac{1}{1 + e^{-Q_{\text{预测}}}}$$

（二）Merton-Vasicek 模型

Merton-Vasicek 模型源于 Merton 模型。Merton 模型的核心思想为企业违约概率与其资产价格相关，通过计算企业的违约距离（Distance-to-Default）在正态分布下的位置，预测其违约概率。而 Vasicek 在 Merton 模型的基础上，借助了渐进单风险因子（ASRF）模型的方法论，假设银行资产的信用风险受两方面影响：一方面是债务人自身的特质性风险，另一方面是系统性风险（宏观影响因子）。银行将 Merton-Vasicek 模型用于预期信用损失计量时，通常做法是基于模型假设建立宏观影响因子 Z 与宏观经济指标的关联，将宏观经济指标变动的的影响传导至 Z 因子，并最终体现为企业的预期违约率。

对于特定资产组合 M ，假定该组合内任意借款人的资产价值与另一借款人资产价值的相关性系数为 R^1 ，某项资产价

¹Vasicek 证明，若资产组合内任意借款人资产价值与另一借款人资产价值的相关性为 R ，且资产价值符合正态分布时，则资产价值或者还款能力 Y 可表示为上述等式，即 $Y=\sqrt{R}$

值的对数收益或者某借款人的偿还能力为 Y ，则：

$$Y = \sqrt{R}Z + \sqrt{1-R}\varepsilon$$

其中： Z 为宏观影响因子； ε 为债务人的特质性风险；

假设 Z 和 ε 独立且服从标准正态分布：

$$Z \sim N(0, \sigma_1^2)$$

$$\varepsilon \sim N(0, \sigma_2^2)$$

$$Y \sim N(0, R\sigma_1^2 + (1-R)\sigma_2^2)$$

若违约概率（PD）为借款人的偿还能力低于违约阈值 c 的可能性，则：

$$PD = \Pr(Y \leq c) = \Pr\{\sqrt{R}Z + \sqrt{1-R}\varepsilon \leq c\} = \Phi(c)$$

因此，违约阈值 $c = \Phi^{-1}(PD)$ 。可使用历史平均违约概率 \overline{PD} 来描述该资产组合的违约阈值，反映其历史长期违约水平。即： $c = \Phi^{-1}(\overline{PD})$

基于不同的系统性风险，即宏观影响因子 Z ，可得到对应的违约概率：

$$\begin{aligned} PD_z &= \Pr(Y \leq c | Z = z) \\ &= \Pr\{\sqrt{R}z + \sqrt{1-R}\varepsilon \leq c\} \\ &= \Pr\left\{\varepsilon \leq \frac{c - \sqrt{R}z}{\sqrt{1-R}}\right\} \\ &= \Phi\left(\frac{c - \sqrt{R}z}{\sqrt{1-R}}\right) \end{aligned}$$

$Z + \sqrt{(1-R)} \varepsilon$ 。

在大量数据的基础上，长期平均违约概率趋向违约概率期望值，因此：

$$PD_z = \Phi\left(\frac{\Phi^{-1}(\overline{PD}) - \sqrt{R}z}{\sqrt{1-R}}\right)$$

令 Z 等于 Z_t ，可得到违约概率 (PD) 及宏观影响因子 (Z) 的时间序列函数：

$$PD_t = \Phi\left(\frac{\Phi^{-1}(\overline{PD}) - \sqrt{R} \times Z_t}{\sqrt{1-R}}\right)$$
$$Z_t = \frac{\Phi^{-1}(\overline{PD}) - \sqrt{1-R} \times \Phi^{-1}(PD_t)}{\sqrt{R}}$$

据此，可构建违约概率 (PD) 与宏观影响因子 Z 的关系，并纳入前瞻性因素。其中， R 为相关性系数，计算公式可参见《商业银行资本管理办法》。