

附录 1：

农业碳排放计算公式和各类碳源碳排放系数

种植业碳排放源主要包括化肥、农药、农膜、柴油使用、农业耕种和农业灌溉，测算结合 IPCC（2006）指南<sup>①</sup>、Dubey 等（2009）与李波等（2011）方法，测算计算公式为：

$$E_1 = \sum E_i = \sum T_i \times \delta_i \quad (1)$$

其中， $E_1$  为种植业碳排放总量， $E_i$  为各类碳源碳排放量， $T_i$  为各类碳源量， $\delta_i$  为各类碳源排放系数。

畜牧业碳排放源包括牛（分为奶牛和非奶牛）、马、驴、骡、骆驼、猪、羊（分为山羊和绵羊）以及家禽，根据胡向东和王济民（2010）方法，畜牧业碳排放计算公式为：

$$E_2 = \sum GWP_{CH_4} \times D_i \times \delta_{1i} + \sum GWP_{CH_4} \times D_i \times \delta_{2i} + \sum GWP_{N_2O} \times D_i \times \delta_{3i} \quad (2)$$

其中， $E_2$  为畜牧业碳排放总量， $GWP_{CH_4}$ 、 $GWP_{N_2O}$  分别为  $CH_4$  温室效益指数和  $N_2O$  温室效益指数， $D_i$  为牲畜年平均饲养量， $\delta_{1i}$ 、 $\delta_{2i}$ 、 $\delta_{3i}$  分别为牲畜肠胃发酵  $CH_4$ 、粪便发酵  $CH_4$  和  $N_2O$  的排放系数。农业碳排放碳源与排放系数见表 1。

附表 1 农业碳排放碳源、排放系数及来源

| 碳源排放   | 排放系数                 |       | 单位                    | 参考来源               |
|--------|----------------------|-------|-----------------------|--------------------|
| 化肥     | 0.8956               |       | kg/kg                 | 美国橡树岭国家实验室         |
| 农药     | 4.9341               |       | kg/kg                 | 美国橡树岭国家实验室         |
| 农用薄膜   | 5.1800               |       | kg/kg                 | 南京农业大学农业资源与生态环境研究所 |
| 农用柴油   | 0.5927               |       | kg/kg                 | IPCC（2006）         |
| 农业播种面积 | 3.1260               |       | kg/hm <sup>2</sup>    | 中国农业大学生物与技术学院      |
| 农业灌溉面积 | 25.0000              |       | kg/hm <sup>2</sup>    | Dubey（2009）        |
| 碳源排放   | CH <sub>4</sub> 排放系数 |       | N <sub>2</sub> O 排放系数 | kg/头/年             |
|        | 肠胃发酵                 | 粪便发酵  |                       |                    |
| 猪      | 1.00                 | 3.50  | 0.53                  | kg/头/年             |
| 兔      | 0.25                 | 0.08  | 0.02                  | kg/头/年             |
| 家禽     | 0.00                 | 0.02  | 1.00                  | kg/头/年             |
| 奶牛     | 68.00                | 16.00 | 1.37                  | kg/头/年             |
| 非奶牛    | 51.40                | 1.50  | 1.39                  | kg/头/年             |
| 马      | 18.00                | 1.64  | 1.39                  | kg/头/年             |
| 驴      | 10.00                | 0.90  | 1.39                  | kg/头/年             |
| 骡      | 10.00                | 0.90  | 0.33                  | kg/头/年             |
| 山羊     | 5.00                 | 0.17  | 0.33                  | kg/头/年             |
| 绵羊     | 5.00                 | 0.15  | 0.33                  | kg/头/年             |
| 骆驼     | 46.00                | 1.92  | 1.39                  | kg/头/年             |

CH<sub>4</sub> 排放系数来自 IPCC（2006）  
N<sub>2</sub>O 排放系数来自胡向东和王济民（2010）  
CH<sub>4</sub> 温室效益指数取 25，来自 IPCC（2006）  
N<sub>2</sub>O 温室效益指数取 298，来自 IPCC（2006）

① 网址：<https://www.ipcc-nggip.iges.or.jp/public/2006gl/index.html>。

## 附录 2:

## 农业低碳 TFP 具体模型构建和公式推导

农业低碳 TFP 计算方法采用扩展的 Super-RSBM 测度模型。从数据包络分析（Data Envelopment Analysis, DEA）的角度来看，该模型不仅解释了期望产出与非期望产出之间的弱处置关系，而且还区分了 RSBM 模型中的有效决策单元（decision making unit, 简称 DMU），多个决策单元用 DMUs 表示。典型的 DEA 模型是径向模型，通常依赖于一个基本假设，即 DMU 的输入或输出按比例减少或扩大，以达到有效边界。因此，这些径向模型不足以全面解释投入和产出的松弛，从而导致对效率的测量误差。为了解决这一问题，Tone（2001）提出了一种非径向、非定向的松弛测度模型（SBM），该模型将松弛变量纳入目标函数，从而充分解决了问题。此外，Tone（2001）在 SBM 模型中引入了超效率理论。然而，这些模型没有考虑到期望产出和非期望产出之间的弱处置关系。为了解决这一问题，Song 等（2018）将极性理论引入了 SBM 模型，并提出了 RSBM 模型。根据 Song 等（2018），假设农业低碳生产系统有  $n$  个 DMU（省份），每个省份有 3 个输入/输出向量，其中  $m$  个输入， $s$  个期望产出和  $q$  个非期望产出，DMU <sub>$o$</sub> （ $o=1, \dots, n$ ）可以被描述为：

$$X_o = [x_{o1}, \dots, x_{om}]^T \in R^m, Y_o = [y_{o1}, \dots, y_{os}]^T \in R^s, Z_o = [z_{o1}, \dots, z_{oq}]^T \in R^q \quad (3)$$

其中， $o$  表示有效决策单元，假设农业绿色生产系统有  $n$  个决策单元， $m$  表示投入要素的个数， $s$  和  $q$  分别表示期望产出和非期望产出的个数， $T$  表示时期； $X_o$  表示投入指标向量， $x_{o1}$  表示第一种投入要素， $x_{om}$  表示第  $m$  种投入要素， $R^m$  表示  $m$  维向量； $Y_o$  表示期望产出指标向量， $y_{o1}$  表示第一种期望产出， $y_{os}$  表示第  $s$  种期望产出， $R^s$  表示  $s$  维向量； $Z_o$  表示非期望产出指标向量， $z_{o1}$  表示第一种非期望产出， $z_{oq}$  表示第  $q$  种非期望产出， $R^q$  表示  $q$  维向量。

非期望产出的极半径可表示为：

$$\|z_o\| = \sqrt{\sum_{q=1}^q z_{oq}^2} \quad (4)$$

其中， $\|z_o\|$  表示非期望产出的极半径，其余符号含义与（3）式中相同。

因此，规模收益不变的农业低碳 TFP 可能性集为：

$$P_{RSBM} = \left\{ (X, Y, \|Z_o\|) \left| \begin{array}{l} \sum_{j=1}^n \lambda_j X_j \leq X \\ \sum_{j=1}^n \lambda_j Y_j \geq Y \\ \sum_{j=1}^n \lambda_j \|Z_j\| \leq \|Z_o\| \end{array} \right. , \lambda_j \geq 0, j=1, 2, \dots, n \right\} \quad (5)$$

其中， $P_{RSBM}$  表示规模收益不变的农业低碳 TFP 可能性集合， $\lambda_j$  表示第  $j$  个决策单元的权重向量； $X$  和  $Y$  分别表示投入要素向量和期望产出要素向量；相应地， $X_j$ ， $Y_j$  和  $Z_j$  分别表示第  $j$  个决策单元的投入

向量、期望产出向量和非期望产出向量；其余符号含义与（3）式中相同。

参考 Song 等（2018）的方法，RSBM 模型的定义方式如下：

$$\sigma_o^* = \min \sigma_o = \frac{1 - \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \frac{s_i^-}{x_{oi}}}{1 + \frac{1}{s+1} \left( \sum_{r=1}^m \frac{s_r^+}{y_{or}} + \frac{s_{||z_o||}^-}{z_o} \right)} \quad (6)$$

$$\text{s.t.} \sum_{j=1}^n \lambda_j x_{ij} + s_i^- = x_{oi}, \quad i=1, 2, \dots, m \quad (7)$$

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j y_{ij} - s_r^+ = y_{or}, \quad r=1, 2, \dots, s \quad (8)$$

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j \|z_j\| + s_{||z_o||}^- = z_o \quad (9)$$

$$\lambda_j, s_i^-, s_r^+, s_{||z_o||}^- \geq 0, \quad j=1, 2, \dots, n \quad (10)$$

其中， $s$  表示投入产出松弛量， $s_i^-$ 、 $s_r^+$  和  $s_{||z_o||}^-$  分别表示投入、期望产出和非期望产出松弛量， $\sigma_o$  表示目标函数，即通过构造 RSBM 模型计算的效率值， $\sigma_o^*$  表示目标函数最小值，其余符号含义同（3）式和（5）式。在这些松弛变量中，目标函数  $\sigma_o$  是单调递减的。

本文将待评估的某个特定决策单元定义为  $DMU_o$ （ $o=1, \dots, n$ ）。当且仅当  $\sigma_o^*=1$  时， $DMU_o$  才是有效的 DEA 单元。当  $0 \leq \sigma_o^* < 1$  时， $DMU_o$  为无效的 DEA 单元。然而，在实际测量中，多个  $DMU_o$  的效率通常为 1，此时无法进一步区分这些有效的  $DMU_o$ 。为了解决这一问题，Song 等（2018）将超效率理论引入到 RSBM。为了获得一个有效  $DMU_o$  的超效率，通过将  $DMU_o$  从参考集合中移除，进而改进（6）～（10）式。因此，Super-RSBM 模型可以构造为：

$$\delta_o^* = \min \delta_o = \frac{1 + \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \frac{s_i^-}{x_{oi}}}{1 - \frac{1}{s+1} \left( \sum_{r=1}^s \frac{s_r^+}{y_{or}} + \frac{s_{||z_o||}^-}{z_o} \right)} \begin{pmatrix} a_{11} & \dots & a_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & \dots & a_{mn} \end{pmatrix} \quad (11)$$

$$\text{s.t.} \sum_{j=1, j \neq o}^n \lambda_j x_{ij} + s_i^- \leq x_{oi}, \quad i=1, 2, \dots, m \quad (12)$$

$$\sum_{j=1, j \neq o}^n \lambda_j y_{ij} - s_r^+ \geq y_{or}, \quad r=1, 2, \dots, s \quad (13)$$

$$\sum_{j=1, j \neq o}^n \lambda_j \|z_j\| - s_{||z_o||}^- \leq z_o \quad (14)$$

$$1 - \frac{1}{s+1} \left( \sum_{r=1}^s \frac{s_r^+}{y_{or}} + \frac{s_{||z_o||}^-}{z_o} \right) > 0 \quad (15)$$

$$\lambda_j, s_i^-, s_r^+, s_{\|z_o\|}^- \geq 0, j=1,2,\dots, n \quad (16)$$

其中,  $\delta_o$  表示目标函数, 即通过构造 Super-RSBM 模型计算的效率值,  $\delta_o^*$  表示目标函数最小值, 其他符号含义与 (6) ~ (10) 式中相同。对于要评估的有效  $DMU_o$ , 当且仅当目标函数  $\delta_o^* \geq 1$  时,  $DMU_o$  为有效 DEA 单元, 而  $\delta_o^*$  值越大表示效率越高。

利用上式即可计算被评价各单位在一定技术条件下的效率水平, 但此时的技术效率是一种静态分析, 不能直接反映生产率变化在农业生产和发展中的作用。为此, 部分学者考虑资源消耗与环境污染的 ML 指数和 GML 指数。相较 ML 指数而言, GML 指数能够有效解决线性规划无可行解问题。参照 Oh (2010), 本文将 RGML 指数定义为:

$$Rgml^{t,t+1}(x^{t+1}, y^{t+1}, b^{t+1}; x^t, y^t, b^t) = \frac{I + D_G^T(x^t, y^t, b^t)}{I + D_G^T(x^{t+1}, y^{t+1}, b^{t+1})} \quad (17)$$

若  $Rgml^{t,t+1} < 1$ , 期望产出减少, 非期望产出增加, 农业低碳 TFP 低于上期水平, 反之则表明农业低碳 TFP 高于上期水平。考虑到 Malmquist 为环比指数, 是一个动态增长率, 本文将农业低碳 TFP 变换为定基指数, 以体现农业低碳 TFP 的累积性变动趋势。  $TFP_{2001} = TFP_{2000} \times Mal_{2001}$ , 其中 2000 年的农业低碳 TFP 为 1,  $Mal_{2001}$  为 2001 年的 Malmquist 指数, 按此公式类推, 可得到历年农业低碳 TFP 值, 2000 年为基期, 在实证检验汇总予以剔除。进一步,  $Rgml$  指数可分解为低碳技术进步 ( $GEFFCH$ ) 和低碳技术效率 ( $GTECH$ )。

$$\begin{aligned} Rgml^{t,t+1}(x^{t+1}, y^{t+1}, b^{t+1}; x^t, y^t, b^t) &= \frac{1 + D_G^T(x^t, y^t, b^t)}{1 + D_G^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1}, b^{t+1})} \times \left[ \frac{1 + D_G^T(x^t, y^t, b^t) / 1 + D_G^t(x^t, y^t, b^t)}{1 + D_G^T(x^{t+1}, y^{t+1}, b^{t+1}) / 1 + D_G^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1}, b^{t+1})} \right] \\ &= \frac{TE^{t+1}}{TE^t} \times \left[ \frac{BPG_{t+1}^{t,t+1}}{BPG_t^{t,t+1}} \right] = GEFFCH^{t,t+1} \times GTECH^{t,t+1} \end{aligned} \quad (18)$$

其中,  $Rgml^{t,t+1}$ 、 $GEFFCH^{t,t+1}$ 、 $GTECH^{t,t+1}$  的取值均为非负, 且其值大于 1 时, 分别表示农业低碳 TFP 提高、低碳技术效率改进和产生低碳技术进步; 反之, 则说明农业低碳 TFP 有所降低、低碳技术效率退化和产生了低碳技术退步。

### 附录 3:

#### 构造夜间灯光复合指数表征城镇化水平的具体数据处理过程

第一步, 对官网下载的 DMSP-OLS 年度数据进行校准处理, 参考 Liu 等 (2012) 对 DMSP-OLS 数据校正, 分别是相互校正、年内融合和年际间校正。

第二步, 对 SNPP-VIIRS 年度数据进行降噪处理, 2021 年 EOG 根据 SNPP-VIIRS 月度数据制作了第 2 版本的 2012—2020 年全球年度灯光数据集 (Annual VNL V2), 并在月度数据的基础上进一步过滤了生物质燃烧, 极光和背景噪声等无关特征 (Elvidge 等, 2021), 此后又更新了 Annual VNL V2.1

版本，包含了 2021 年度数据<sup>①</sup>。在对 SNPP-VIIRS 年度数据进行预处理之前，我们首先把裁剪的我国区域 VIIRSV2 栅格地图转化为 Asia\_Lambert\_Conformal\_Conic（亚洲兰伯特等角圆锥投影），然后将其空间分辨率设定为 1000m，以便与上述校正 DMSP-OLS 数据保持一致。

第三步，提取两套数据重合的年份 2012 和 2013 年进行敏感度分析，选取最优拟合参数，本文参考 Li 等（2017）通过一个幂函数和高斯低通滤波处理，将上一步预处理后的 SNPP-VIIRS 数据转化为 DMSP-OLS 数据。首先，使用幂函数拟合 SNPP-VIIRS 和 DMSP-OLS 之间的非线性关系，然后，通过高斯滤波处理平滑拟合 DMSP-OLS。最后，通过一个设定的阈值  $h$ ，确定拟合 DMSP-OLS 的取值范围。

第四步，根据选取的最优参数将 SNPP-VIIRS（2012—2021）年度数据计算成拟合 DMSP-OLS（2012—2021）数据。

第五步，根据陈晋等（2003）方法构造复合灯光指数作为城镇化水平的代理指标。城镇化分为深度发展模式与广度发展模式。灯光复合指数的计算公式为：

$$urban_i = \phi urban1_i + (1 - \phi) urban2_i \quad (19)$$

其中， $urban1_i$  与  $urban2_i$  分别表示区域  $i$  平均灯光强度指标和灯光面积指标， $urban1_i$  为城镇化深度发展， $urban2_i$  为城镇化广度发展。 $0 < \phi < 1$  指  $urban1$  的权重。陈晋等（2003）基于统计数据的城镇化复合指标与灯光指数进行相关分析，认为  $\phi$  取 0.8 合理，紧凑城市理论认为以紧凑的城市形态推动城镇化的发展更符合可持续发展的方向。

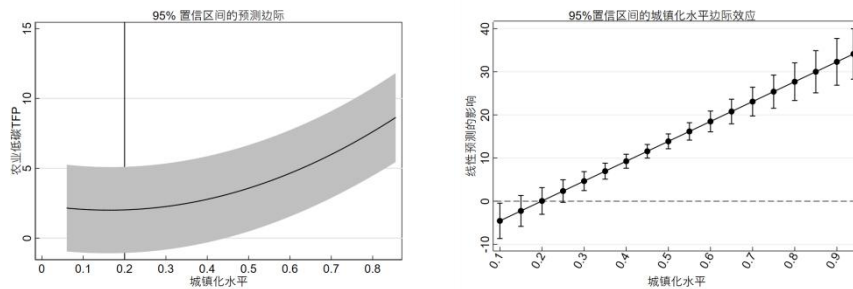
$$urban1_i = \sum_{j=1}^{63} DN_j \times \frac{n_j}{N \times 63}, \quad urban2_i = \frac{S_N}{S} \quad (20)$$

其中， $DN_j$  指区域  $i$  的第  $j$  等级灰度值， $1 \leq DN \leq 63$ ，稳定灯光数据的最大值为 63， $n_j$  指  $urban1$  第  $j$  灰度等级的像元数， $N$  指区域  $i$  中所有灯光的像元总数。实际上体现了区域  $i$  的实际灯光亮度与可能最大灯光亮度的比值。 $SN$  和  $S$  分别指区域  $i$  所有灯光像元的总面积与区域  $i$  的面积，所以  $urban2$  反映了区域内所有灯光在整个区域面积中的占比，体现了城市的空间延展特征。此外，选取基于统计数据的人口城镇化比重代替灯光指数进行稳健性检验。

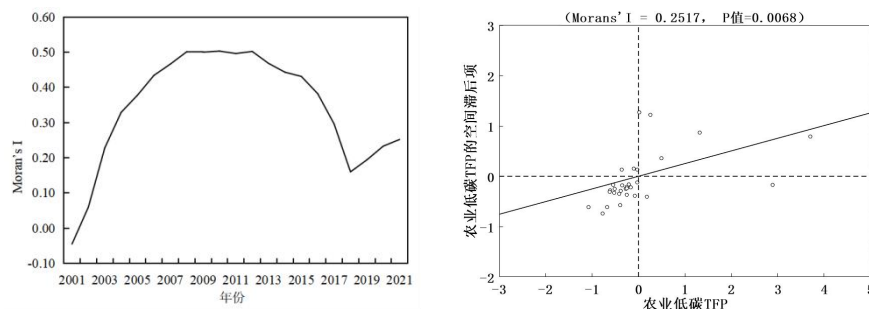
为了进一步直观展示城镇化与农业低碳 TFP 的非线性关系，附图 1（左）为城镇化与农业低碳 TFP 的非线性拟合图，可以看出城镇化对农业低碳 TFP 呈现 U 型影响，其中黑色竖线为 U 型曲线的转折点，从拟合图来看研究样本大部处于转折点的右侧，表明当前大部分地区的城镇化进程进入了促进农业低碳 TFP 阶段。用公式来解释这种 U 型影响，假设在最基本的情形中城镇化（ $urban$ ）及其二次项（ $urban^2$ ）与农业低碳 TFP 的函数关系式为： $Rgml = \beta_0 + \beta_1 urban + \beta_2 urban^2$ ，使用 OLS 估计出参数后，农业低碳 TFP 的拟合值为  $\hat{Rgml} = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 urban + \hat{\beta}_2 urban^2$ ，求一阶导得到城镇化对农业低碳 TFP 的边际效应为： $\Delta Rgml / \Delta urban \approx \hat{\beta}_1 + 2\hat{\beta}_2 urban$ ，在附图 1（左）中拐点左侧，曲线斜率为负，此时边际效应  $\hat{\beta}_1 + 2\hat{\beta}_2 urban < 0$ ，在附图 1（左）拐点右侧，边际效应  $\hat{\beta}_1 + 2\hat{\beta}_2 urban > 0$ ，而在拐点处，斜率为 0，此时  $\hat{\beta}_1 + 2\hat{\beta}_2 urban = 0$ 。为了进一步验证这种 U 型关系，我们计算了城镇化对农业低碳 TFP 的边

① GEO 网址：VIIRS Nighttime Light（mines.edu）。

际效应，并在附图 1（右）展示出来，可以看出边际效应在城镇化水平为 0.2 时由负转正，然后呈逐渐上升趋势，与上述理论吻合，说明城镇化对农业低碳 TFP 具有先抑制后促进的 U 型影响。



附图 1 城镇化与农业低碳 TFP 的非线性拟合图（左）及边际效应图（右）



附图 2 农业低碳 TFP 全局 Moran's I 指数（左）及其散点图（右）

## 附录 4:

### 一、空间面板模型选择依据

首先 LM spatial lag 或者 LM spatial error 指标都通过显著性检验，但 robust LM spatial lag 不显著，四种模型的结论不一致，需要进一步检验是否采用空间 Durbin 模型；Wald 和似然比（LR）检验结果全部通过 1%显著性检验，说明 SDM 模型不会简化为 SAR 模型或 SEM 模型；Hausman 检验指标通过 1%水平检验，确定本文适合固定效应模型；最后联合显著性检验拒绝了原假设，说明选用时间和个体双重固定的 SDM 模型较为合适。

附表 2

空间面板模型选择的检验结果

| 检验指标                    | 检验结果       | 检验指标           | 检验结果       |
|-------------------------|------------|----------------|------------|
| $R^2$                   | 0.573      | Wald (SEM)     | 56.170***  |
| LM spatial lag          | 67.181***  | 空间固定效应的 LR 检验  | 177.250*** |
| robust LM spatial lag   | 0.326      | 时空双固定效应的 LR 检验 | 198.840*** |
| LM spatial error        | 249.477*** | hausman 检验     | 45.830***  |
| robust LM spatial error | 182.622*** | 联合显著性检验        | 57.160***  |
| Wald (SAR)              | 54.990***  |                |            |

注：\*、\*\*、\*\*\*分别表示在 10%、5%、1%的显著性水平下通过检验。下同。

附表 3 稳健性检验结果

| 变量                   | 替换空间权重矩阵               |                        |                         | 替换解释变量                  | 替换卫星数据                 |
|----------------------|------------------------|------------------------|-------------------------|-------------------------|------------------------|
|                      | $W_2$                  | $W_3$                  | $W_4$                   | City ( $W_1$ )          | hur ( $W_1$ )          |
| $urban^2$            | 2.199***<br>(14.078)   | 1.381***<br>(11.050)   | 11.060***<br>(69.752)   | 12.972***<br>(10.950)   | 5.426***<br>(39.401)   |
| $urban$              | -1.554***<br>(-11.301) | -1.482***<br>(-9.493)  | -7.817***<br>(-54.469)  | 14.211***<br>(19.494)   | -3.020***<br>(-40.831) |
| 控制变量                 | YES                    | YES                    | YES                     | YES                     | YES                    |
| 地区固定                 | YES                    | YES                    | YES                     | YES                     | YES                    |
| 时间固定                 | YES                    | YES                    | YES                     | YES                     | YES                    |
| $Rgml_{i,t-1}$       | 0.733***<br>(15.637)   | 0.157*<br>(1.692)      | -1.808***<br>(-19.927)  | 0.543***<br>(9.904)     | 1.081***<br>(12.092)   |
| $W_1 \times urban^2$ | 7.683***<br>(11.019)   | 11.515***<br>(16.642)  | 142.791***<br>(42.740)  | 113.724***<br>(36.047)  | 13.098***<br>(19.666)  |
| $W_1 \times urban$   | -0.867**<br>(-2.763)   | -3.654***<br>(-17.796) | -39.110***<br>(-25.769) | -30.773***<br>(-12.637) | -6.579***<br>(-18.479) |
| $\delta$             | 1.226***<br>(25.068)   | 1.016***<br>(20.928)   | 11.176***<br>(72.425)   | 0.612***<br>(25.894)    | 1.364***<br>(36.530)   |
| AIC                  | 313.283                | 310.252                | 323.000                 | 321.842                 | 335.451                |
| R <sup>2</sup>       | 0.005                  | 0.220                  | 0.083                   | 0.310                   | 0.081                  |
| Log-likelihood       | -201400                | -24750                 | -2400                   | -69870                  | -86130                 |
| F-test               |                        |                        |                         |                         |                        |
| Wald-test            |                        |                        |                         |                         |                        |
| N                    | 600                    | 600                    | 600                     | 600                     | 270                    |

注：括号中的数值为 z 统计量值。下同。

## 附录 5:

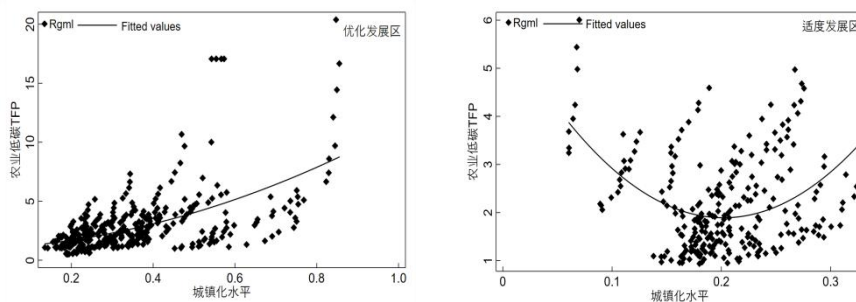
### 工具变量的选取依据

自然地理因素在城市经济发展中是杰出的外生冲击得到学界公认（王峤等，2021）。囿于自然地理因素的属性，其不会与城市发展、农业低碳 TFP 产生直接联系，基本不会受到城市经济以及农业发展的影响，但会间接影响到城市发展，因此保证了这一工具变量的外生性。另外，河流因素与地形因素也是常见的自然地理因素，城市的发展与水文情况和河道衍变有密切关系（刘修岩等，2017）。借鉴邵帅等（2019），计算出各省三级以上河流总长度（*river*）作为城镇化的第一个工具变量；第二个工具变量是地形起伏度（*rugg*），地形不平缓通常导致城市空间结构单一，难以形成城市人口聚居，并且城市交通等基础设施成本较高；第三个工具变量选取人口出生率（*birth*）。人口的出生率很大程度上取决于计划生育政策，该政策在城市执行更严格，超生现象在农村地区比较普遍（Lu 等，2006），因此用人口出生率可以衡量政策的实施效果，与城镇化具有一定的关联性。

附表 4 内生性检验结果

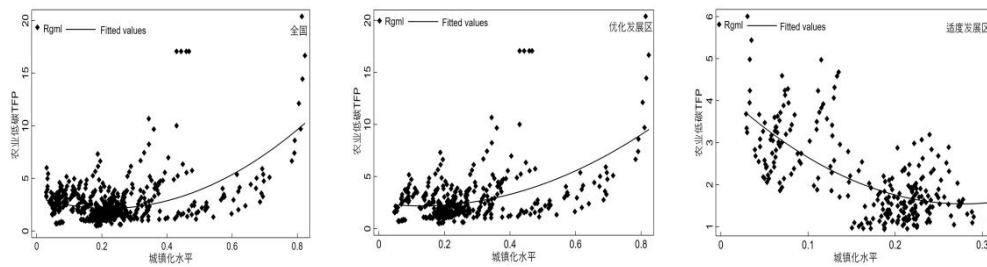
| 变量 | $iv: river (W_1)$ | $iv: rugg (W_1)$ | $iv: birth (W_1)$ | 改变估计方法 (SPGMM) |
|----|-------------------|------------------|-------------------|----------------|
|----|-------------------|------------------|-------------------|----------------|

|                    | (1)                   | (2)                    | (3)                   | (4)                    | (5)                  | (6)                     | (7)                  | (8)                  |
|--------------------|-----------------------|------------------------|-----------------------|------------------------|----------------------|-------------------------|----------------------|----------------------|
|                    | 2SLS                  | GS2SLS                 | 2SLS                  | GS2SLS                 | 2SLS                 | GS2SLS                  | SAR ( $W1$ )         | SDM ( $W1$ )         |
| $urban^2$          | 4.463***<br>(3.367)   | 3.856***<br>(4.249)    | 5.978***<br>(4.609)   | 3.742***<br>(5.251)    | 9.048***<br>(3.999)  | 5.200***<br>(3.387)     | 1.239***<br>(4.82)   | 0.801***<br>(3.71)   |
| $urban$            | -4.274***<br>(-4.312) | -2.817***<br>(2.683)   | -5.399***<br>(-3.194) | -2.401**<br>(2.484)    | -4.514**<br>(-2.533) | -3.983**<br>(2.431)     | -0.594***<br>(-3.07) | -0.805***<br>(-3.89) |
| 控制变量               | YES                   | YES                    | YES                   | YES                    | YES                  | YES                     | YES                  | YES                  |
| 地区固定               | YES                   | NO                     | YES                   | NO                     | YES                  | NO                      | YES                  | YES                  |
| 年份固定               | YES                   | NO                     | YES                   | NO                     | YES                  | NO                      | YES                  | YES                  |
| SWchi2 值           | 48.420                |                        | 20.590                |                        | 20.580               |                         |                      |                      |
| (p-value)          | (0.000)               |                        | (0.000)               |                        | (0.000)              |                         |                      |                      |
| Step1-F 值          | 26.320                |                        | 55.030                |                        | 39.160               |                         |                      |                      |
| $Rgml_{i,t-1}$     |                       |                        |                       |                        |                      |                         | 1.942***<br>(6.52)   | 1.688***<br>(5.26)   |
| $W \times urban^2$ |                       |                        |                       |                        |                      |                         |                      | 3.570***<br>(8.60)   |
| $W \times urban$   |                       |                        |                       |                        |                      |                         |                      | -0.840**<br>(-2.55)  |
| $\delta$           |                       | 9530.247***<br>(6.320) |                       | 9589.816***<br>(9.261) |                      | 9498.279***<br>(10.549) | 1.942***<br>(23.13)  |                      |
| AIC                |                       |                        |                       |                        |                      |                         | 5.767                | 4.017                |
| R <sup>2</sup>     |                       |                        |                       |                        |                      |                         | 0.547                | 0.614                |
| Log-likelihood     |                       |                        |                       |                        |                      |                         | -1364.028            | -1249.539            |
| F-test             |                       |                        |                       |                        |                      |                         | 79.251               | 62.078               |
| Wald-test          |                       |                        |                       |                        |                      |                         | 713.261              | 931.178              |
| N                  | 600                   | 600                    | 600                   | 600                    | 600                  | 600                     | 600                  | 600                  |



附图 3 城镇化与农业低碳 TFP 的散点图





附图 4 紧凑集约型的城镇化深度推进模式与农业低碳 TFP 的非线性散点拟合结果

## 附录 6:

### 中介变量的选取依据

对于低碳技术进步效应，本部分进一步通过研发投入指标进行外部作用路径检验。农业产业链延伸由农业生产性服务业发展加以表征，借鉴张恒和郭翔宇（2021）采用 2000 年不变价的农林牧渔服务业产值衡量。要素配置效应主要通过农村劳动力转移表征劳动力要素流动以及劳动力价格扭曲衡量劳动力要素错配，劳动力转移根据李士梅和尹希文（2017）方法，劳动力转移总数由进城务工农民人数和非农劳动力转移数据两部分构成，进城务工农民人数采用城镇从业人数减去城镇职工人数，非农劳动力转移由农业私营和个体从业人员衡量，劳动力价格扭曲借鉴白俊红和刘宇英（2018）方法测算劳动力错配指数进行考察。规模效应借鉴姜松等（2021）方法，采用人均农作物播种面积表征。2013—2021 年各省的农村人均可支配收入数据直接从《中国统计年鉴》得到，2000—2012 年各省农村人均可支配收入数据则使用《中国统计年鉴》中的农村人均纯收入数据。

#### 附件参考文献

- [1] 白俊红，刘宇英．对外直接投资能否改善中国的资源错配[J]．中国工业经济，2018（1）：60-78.
- [2] 胡向东，王济民．中国畜禽温室气体排放量估算[J]．农业工程学报，2010，26（10）：247-252.
- [3] 姜松，周洁，邱爽．适度规模经营是否能抑制农业面源污染——基于动态门槛面板模型的实证[J]．农业技术经济，2021（7）：33-48.
- [4] 李波，张俊飏，李海鹏．中国农业碳排放时空特征及影响因素分解[J]．中国人口·资源与环境，2011，21（8）：80-86.
- [5] 李士梅，尹希文．中国农村劳动力转移对农业全要素生产率的影响分析[J]．农业技术经济，2017（9）：4-13.
- [6] 刘修岩，李松林，陈子扬．多中心空间发展模式与地区收入差距[J]．中国工业经济，2017（10）：25-43.
- [7] 王峤，刘修岩，李迎成．空间结构、城市规模与中国城市的创新绩效[J]．中国工业经济，2021（5）：114-132.
- [8] 张恒，郭翔宇．农业生产性服务业发展与农业全要素生产率提升：地区差异性与空间效应[J]．农业技术经济，2021（5）：93-107.
- [9] Dubey A, Lal R. Carbon Footprint and Sustainability of Agricultural Production Systems in Punjab, India, and Ohio, USA[J]. Journal of Crop Improvement, 2009, 23（4）：332-350.
- [10] Elvidge C D, Zhizhn M, Ghosh T, et al. Annual Time Series of Global VIIRS Nighttime Lights Derived from Monthly Averages : 2012—2019[J]. Remote Sensing Environment, 2021, 13（5）：922.
- [11] Li X, Li D R, Xu H M, et al. Inter Calibration Between DMSP/OLS and VIIRS Night-Time Light Images to Evaluate City Light Dynamics of Syria's Major Human Settlement During Syrian Civil War[J]. International Journal of Remote Sensing, 2017（38）：5934-5951.
- [12] Liu Z F, He C Y, Zhang Q F, et al. Extracting the Dynamics of Urban Expansion in China Using DMSP-OLS Nighttime Light Data from 1992—2008[J]. Landscape and Urban Planning, 2012, 106（1）：62-72.
- [13] Lu M, Chen Z. Urbanization, Urban-Biased Policies and Urban-Rural Inequality in China: 1987—2001[J]. Chinese Economy, 2006, 39（3）：42-63.

[14] Oh D A. Global Malmquist—Luenberger Productivity Index[J]. Journal of Productivity Analysis, 2010, 34 (3) : 183-197.

[15] Tone K. A Slacks-Based Measure of Efficiency in Data Envelopment Analysis[J]. European Journal of Operational Research, 2001, 130(3): 498-509.