

腾景宏观快报

人工智能在经济监测和预测中的国际经验 与国内实践——中心极限定理之外？

——基于腾景AI高频模拟和预测

腾景高频和宏观研究团队

相关报告

《腾景宏观快报：美国9月CPI同比小幅回落，或为8.2%》
2022-09-30

《腾景宏观快报：美国8月CPI同比继续回落，或为8.0%》
2022-09-02

《腾景宏观快报：通胀削减法案政治意义浓厚，短期不改美联储加息路径》
2022-08-12

联系我们

010-65185898 | +86
15210925572

IR@TJRESEARCH.CN

<http://www.tjresearch.cn>

北京市朝阳区朝阳门外大街乙
6号朝外SOHO-A座29层

本期要点：

- 利用高频数据进行宏观经济监测和预测的思想已经为大家广泛接受，并且参与实践的机构和研究者群体也在不断壮大。国内每一个研究机构几乎都会针对高频数据提供专门分析报告，也有机构更进一步从高频数据中分析整体经济情况，这似乎越来越成为主流分析范式。研究员之间的交流总是少不了一句话：“你参考了什么高频指标？”
- 高频数据，或者更进一步说数字要素在经济监测和预测中的价值不断被挖掘。国外研究机构在这方面的实践也深耕多年，在时间序列大数据处理和建模的方法论上也不断创新突破。宏观经济模型建立在微观主体行为分析上的经济思想早已成熟。随着高频数据的发展，这种分析框架需要的数据正在不断丰富起来。Informer、TFT、XGBoost等人工智能算法为结合高频数据的宏观分析提供了可能。

- 以美联储为代表的国外机构在高频数据运用上，正在宏观指标合成、微观机制探索上展现强大活力。10月6日，美联储委员丽莎·库克（Lisa D. Cook）在华盛顿特区彼得森国际经济研究所（Peterson Institute for International Economics）的经济预测演讲中，明确表示：“密切关注这些数据是关键，当然包括通胀和劳动力的数据。但我们必须谦虚地承认自己有能力得出坚定的结论并为不可避免的意外做好准备。我们还需要考虑及时的高频数据，这些数据比传统数据源更快地捕捉到不断变化的经济发展。示例包括批发二手车价格、新租赁的租金以及对供应商交货时间或支付价格的调查回复。还有非传统的实时信息，例如Google移动数据和关于餐饮预订的Open Table数据，这些信息对于估计新冠疫情浪潮中的经济活动很有用。”

一、高频数据与计算机技术相结合的宏观经济监测和预测是一场谁也不想输掉的科技竞赛

- 随着计算机算法、算力以及数字生产要素的收集与拓展，人工智能算法在国内外宏观经济指标的监测与预测上正变成可能，特别是在高频数据支持之下。我们经过近几年的努力，取得了一定的进展，过程中也面临一些曲折与挑战。但从国内外的的发展来看，人工智能提供的经济监测和预测作为公共产品未来必将服务大众。
- 经济的监测与预测两者相辅相成，监测为金融稳定提供了信息基础，金融稳定为实体经济发展客观上提供了良好的融资环境、降低流动性溢价和风险溢价；预测为宏观调控提供政策目标的分析与参考。由于调控工具与政策目标时滞效应的存在，虽然金融市场反应迅速，但实体经济的动作存在调整过程。要完成一个好的政策调控框架与实践，离不开对于政策目标的预测工作。
- 对于宏观审慎和金融稳定双重目标的实现应该政府监管的手多一点，还是市场的手多一点，关键是信息不对称治理和预期引导。要解决上述关键问题，作为市场经济公共品的宏观经济监测和预测需要有市场公信力。

- 历史上限于算力和数据不足，有显式解的计量经济学模型、时间序列分析、DSGE模型是宏观经济监测和预测的首选项。实践中，IMF、世界银行、OECD、美联储及国际投行对于世界各个经济体的经济增长、债务水平、通胀发展的预测报告早已成为研究世界经济不可或缺的公共品。但是，人工智能的整体方法论体系和实践正处于快速发展期，将给传统的研究范式带来新的血液和能量。
- 目前令我们印象深刻的是，美联储的数据监测框架在美国通胀监测中展现了很好的状态。一旦它经过更长时间的实践，展现出来更好的效果，可以在每个月的上半月就完成对当月通胀较好的逼近，那么它将在未来一两年内完成对全球经济监测的拓展，从而引导全球资本市场，这作为全球公共品来说肯定是一件好事。但从国际储备货币竞争来说，全球各大央行肯定都不希望输掉这场数字经济的技术竞赛。
- 人工智能算法与宏观经济模型之间的关系如何？这或许还有较大的探索空间。从20世纪七八十年代开始，真实商业周期模型为时间序列模式与宏观经济模型之间创造了一种可解释的建模框架，其它工作基本都是在探索企业、家庭行为，为该计量框架提供实践材料。经过多年的发展，传统计量方法的思想在国际机构、投资银行、微观企业的实践中广泛应用。但在我们的观察中，传统方法的实践，在进入某些外生冲击和数值区间时，已经显得无法完成经济监测和预测的公共产品供给任务。如何将人工智能算法与宏观经济监测和预测相结合，可能有赖于实践检验。公共产品的属性可能在商业模式上考验投资者、从业者的耐心。但是正如我们前文所说的，这种技术可能是任何一个市场经济的调控者都不想输掉的技术竞赛。

二、传统方法与人工智能算法在国际宏观经济监测和预测实践中交相辉映

- 计量和统计学与人工智能在金融和经济分析中的应用中相辅相成。计量和统计学擅长挖掘数据的内部信息，主要关注四个方面：预测、总结、估计和假设检验，其侧重点在于挖掘数据的内部规律。

- 机器学习在对大规模、高维度、多粒度、非结构化数据进行拟合模拟、回归或者分类预测方面则非常强大，其强项在于预测。它可以充分挖掘在统计框架中不可能提炼出来的响应变量（Response variable）与解释变量（Explanatory variables或者predictors）之间的高度非线性关系。华盛顿大学教授Pedro Domingos在论文《A Few Useful Things to Know about Machine Learning》中列出了构成机器学习算法的三个组成部分：表示（Representation，也有中文译为“表征”）、评估（Evaluation）和优化（Optimization）。
- 人工智能算法的一个优势是可以为即时预测提供高效的算法支持：使用大规模的另类数据（Alternative data）或者高频数据（High frequency data）进行实时经济预测（Real-time economy forecasting）。Nowcasting，中文是“即时预测”或者“临期预测”（下文统一称“即时预测”）。在现实中，即时预测可以发挥重要作用，让决策者更快速、及时地了解一些通常滞后发布的经济数据，例如一个国家或者地区的GDP。我们看到，目前国内一些省份已经在发布“税电指数”以追踪当地的经济发展情况，为政府决策和企业提供及时的信息，可以评估比如退税减税政策的落地效果。该指数是将企业税收销售发票数据和用电数据结合起来，经过模型测算得出的指标。
- 不过，目前大多数基于机器学习、深度学习的方法都专注于预测结果，而不是理解因果关系。“相关性不是因果关系”在统计学领域众所周知。例如，根据辛普森悖论（Simpson paradox），即使我们观测到吸烟与肺癌、人口增加与交通事故增加的正相关关系，也不能就此断定它们两两之间存在因果关系。机器学习方法已被证明可以有效地发现数据中的相关性，但无法确定因果关系。换句话说，深度学习擅长从数据中寻找模式，但无法解释它们是如何联系起来的。这极大地限制了政府、企业依赖算法预测结果进行决策的信心。从业务的角度，我们需要能够理解数据之间的因果关系并且可泛化的机器学习解决方案。从数据中学习因果关系的问题已经引起了学术界的很多关注，研究者尝试用贝叶斯网络（Bayesian networks）中的马尔可夫链蒙特卡罗（Markov Chain Monte Carlo, MCMC）、概率图、树模型等来识别潜在因果关系。

- 托马斯·萨金特 (Thomas J. Sargent) 直言“人工智能其实是统计学，只不过用了一个华丽辞藻”，不过他也认为“大数据和人工智能将带来新的行为和结果模型”。机器学习中的算法在人工智能中起着至关重要的作用。根据Sophie Hu (2019) 的观点，统计学和机器学习之间的主要差异在于：
 1. 尽管人们对神经网络中的因果关系有持续的研究兴趣，但是机器学习侧重于预测而不是识别因果关系；
 2. 机器学习是数据驱动的，专注于算法设计而不是理论研究；
 3. 机器学习不使用统计测试，而使用测试集上的拟合优度进行评估；
 4. 机器学习的关键点在于特征选择和正则化。
- 不同于金融学领域更加偏向应用，经济学更加侧重理论，要找的是因果关系。目前来看，机器学习可能会得到好的预测结果，不足在于较难解释其中的逻辑。不过，机器学习算法尤其是计算机技术正在被运用到经济学研究当中已是事实，也是趋势。

(一) 动态因子模型 (DFM)

- 传统的Nowcasting模型为动态因子模型 (Dynamic Factor Model, DFM)。该模型通常包含两个假设和三个方程。两个假设是：经济变量的同源性、经济周期的内生性。三个方程是：隐含状态方程、隐含因子状态转移方程、特质因子状态转移方程，可使用EM算法求解。
- 动态因子模型假设少量未观察到的“因子”可用于解释大量观察到的变量的大部分变化和动态。“大”模型通常包含数百个观察到的变量，并且动态因素的估计可以作为降维技术。除了对未观察到的因素进行估计外，动态因素模型在预测和宏观经济监测中还有很多用途。

- 2019年，基于Giannane等人（2008）和Banbura等人（2011）的论文，Serge de Valk, Daiane de Mattos和Pedro Ferreira使用R开发了基于采用动态因子模型nowcasting包，该包提供了使用DFM对月度或季度经济变量进行即时预测的工具。具体可阅读论文《临近预报：使用动态因子模型预测经济变量的 R 包》（Nowcasting: An R Package for Predicting Economic Variables Using Dynamic Factor Models）。

（二）动态随机一般均衡模型（DSGE模型）

- 动态随机一般均衡（Dynamic stochastic general equilibrium, DSGE）模型目前是宏观经济学的核心工具之一。DSGE使用现代宏观经济理论来解释和预测总体时间序列在商业周期内的联动，并进行政策分析。该模型随着宏观环境的变化不断改进，金融危机之前使用的DSGE模型通常不包括对银行业等金融稳定风险的处理。
- Meh和Moran（2010）在DSGE模型中引入了银行和企业家、银行与其债权人之间的代理问题。Andrea Gerali, Stefano Neri等人（2010）在具有金融摩擦的DSGE模型中引入了不完全竞争的银行业，并研究了信贷供给因素在商业周期波动中的作用。
- Dominic Quint、Pau Rabanal（2011）研究了欧元区估计的两国DSGE模型中货币政策和宏观审慎政策的最优组合。该模型包括实际摩擦、名义摩擦和金融摩擦，因此货币和宏观审慎政策都可以发挥作用。
- 纽约联储非官方的DSGE模型使用了国内生产总值（GDP）、实际投资、实际工资、工作时长、通货膨胀、联邦基金利率（FFR）、十年名义国债收益率等数据进行预测。
- DSGE模型是近十年来各国央行和主要国际机构普遍使用的模型。

表：应用DSGE模型的国家央行及国际机构

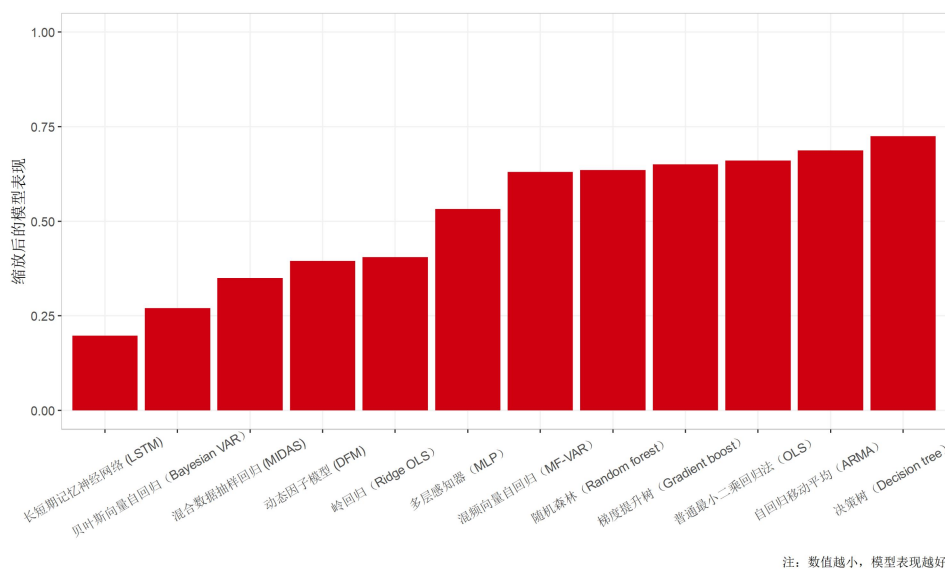
机构	模型名称	参考模型
欧洲央行	NAWM2	Coenen et al. (2018)
IMF	MAPMOD	Benes et al. (2014)
美联储	SIGMA, EDO	Erceg et al. (2005), Chung et al. (2010)
英格兰银行	COMPASS	Burgess et al. (2013)
捷克央行	G3	Andrle et al. (2009)
欧盟委员会	QUEST	Ratto and Roger (2005); Ratto et al. (2009)
加拿大	ToTEM	Murchison and Rennison (2006)
挪威央行	NEMO	Kravik and Mimir (2019)
芬兰央行	AINO2	Kilponen and Ripatti (2006), Kilponen et al. (2016)
西班牙央行	BEMOD	Andres et al. (2006)
智利央行	XMAS	Garcia et al. (2019)
瑞典央行	RAMSES	Adolfson et al. (2007)
泰国央行	BOT DSGE	Tan boon (2008)
瑞士央行	DSGE-CH	Cuche-Curti et al. (2009)
法国经济与财政部	OMEGA3	Carton and Guyon (2007)
德意志联邦银行	GEAR	Gadatsch et al. (2016)
意大利银行	NAWM	Bartocci et al. (2017)
新西兰储备银行	NZSIM	Kamber et al. (2016)
纽约联储	SWPF++	Cai et al. (2019)
芝加哥联储	芝加哥联储DSGE模型	Brave et al. (2012)

数据来源：T Yagihashi (2020). DSGE Models Used by Policymakers: A Survey, 腾景数研

(三) 机器学习、深度学习模型

- Adam Richardson、Thomas van Florenstein Mulder和Tuğrul Vehbi (2021) 研究发现：机器学习算法可以帮助中央银行通过即时预测GDP增速了解当前的国家经济状况。他们使用了新西兰GDP增速作为目标变量和大约600个实时数据作为预测变量。结果表明，机器学习算法能够显著改善简单的自回归基准模型和动态因子模型。
- 模型对比方面，Hopp和Daniel的论文(2022)对比了12种涵盖统计学和机器学习模型在即时预测美国季度GDP增速上的表现。论文中使用的模型包括：ARMA、贝叶斯混合频率向量自回归(Bayesian VAR)、动态因子模型(DFM)、决策树(Decision tree)、梯度提升树(Gradient boost)、长短期记忆神经网络(LSTM)、混合数据抽样回归(MIDAS)、多层感知器(前馈)神经网络(MLP)、普通最小二乘回归(OLS)、岭回归(Ridge OLS)、随机森林(Random forest)和混合频率向量自回归(MF-VAR)。模型表现评估针对美国经济史上三个不同的动荡时期：20世纪八十年代初的经济衰退、2008年的金融危机以及最近新冠疫情危机时期。分析中表现最好的两种方法是长短期记忆神经网络(LSTM)和贝叶斯向量自回归(Bayesian VAR)。

图：用于Nowcasting的12个模型的表现



数据来源：Hopp, Daniel. (2022). Benchmarking Econometric and Machine Learning Methodologies in Nowcasting, 腾景数研

(四) 国内外基于Nowcasting的经济学研究和应用方兴未艾

- 政府和企业采用各种结构化、半结构化数据（例如图像、GPS、卫星和文本）进行经济和商业预测已屡见不鲜。全球知名卫星遥感分析公司Orbital Insight利用卫星数据可以监测铁矿石的价格变动、石油储量的变化，发现超市停车场的汽车数量跟超市销售额的关系。
- 国际货币基金组织（IMF）使用传统数据和另类数据（例如谷歌搜索、空气质量数据）加强其即时预测的能力。它应用标准的动态因子模型和若干种机器学习算法来预测正常和危机时期欧洲不同经济体的GDP增速。
- 其研究表明，动态因子模型在正常情况下往往表现更好，而许多机器学习算法在识别拐点方面表现出色。
- 2008年，Ginnone、Reichlin和Small的模型首次在美联储落地实施，即时预测美国GDP增速。此后，不同经济体根据其具体情况构建了各种版本的即时预测模型，例如欧洲中央银行（ECB，2008）、国际货币基金组织（Matheson，2011）等。

表：部分国家央行对Nowcasting的应用

国家	央行	对Nowcasting的应用
英国	英格兰银行	英格兰银行货币政策委员会（MPC）使用即时预测的集合（来自于三种不同的模型）形成了对当前经济状况的初步看法。尤其是：（1）基于不同行业（例如零售服务、制造、建筑等）来模拟生产计算GDP，（2）混合频率数据抽样模型，（3）动态因子模型。然后将这些综合起来形成一个基于判断的即时预测，为货币政策委员会每月货币政策决策提供参考。
美国	亚特兰大联邦储备银行（FRBA）	亚特兰大联储的计量经济研究中心在美国经济分析局的预先估计之前和之后经常会发布美国GDP的公开即时预测。对GDP的13个单独的支出组成项（例如消费者支出、投资等）进行即时预测，来模拟支出、使用动态因子模型计算GDP。
美国	纽约联邦储备银行（FRBNY）	纽约联储发布公开可用的美国GDP增长即时预测，该模型与银行发布的更常规的预测相呼应，这些预测传统上基于经验知识。与亚特兰大联储类似，它也使用动态因子方法，但不通过模拟支出或者生产来计算GDP。
欧元区	欧洲中央银行（ECB）	欧洲央行使用基于动态因子模型的即时预测为其政策决策提供支持。其工作人员发布了许多工作论文，这些论文构成了即时预测文献的基石，例如Marta Bafbura、Domenico Giannone、Michele Modugno和Lucrezia Reichlin（2013）合作撰写的论文“Now-casting and the real-time data flow”。
挪威	挪威银行	挪威央行使用各种基于统计学的即时预测和短期预测模型来预测GDP和通货膨胀，为其政策利率决策提供信息支持。使用一种称为SAM（平均模型系统）的技术，它将多个模型预测结果合成为一个复合的即时预测。

数据来源：腾景数研

三、我们的实践——中心极限定理的不懈探索

（一）误差控制与效率提高

- 在我们的实践中，有两个比较大的挑战，一是如何将人工智能算法的误差控制住，将它的离散控制住，并且不断拓展实践空间。有计量经济学理论背景的研究者应该都比较了解，在使用宏观数据建模时，会引入白噪声等随机因子，这本质上是基于宏观系统作为一个随机动力系统的假设。建立在这种认识论之上的宏观经济监测和预测，也就不得不面对随机数据带来的误差问题，需要尽量将误差控制在测度论基础上的可信区间内。其理论基础是，希望它可以从内在逻辑上符合从大数定律所展现的性质。

- 在我们的宏观经济预测实践中，也有相应的一些问题，就是应对预测结果的不稳定和误差。中心极限定理在人工智能算法中的论证还没有完善，没有测度论上的理论基础指出哪个统计量才是我们需要的，因此我们需要利用计算机技术来模拟和实现伯努利过程，用直观数据来展现测度论。经过一段时间的实践和积累，人工智能算法给出的预测结果分布很大程度上体现出了单峰、双峰的性质，它在价格指数领域的宏观监测与预测上展现了良好的性质。以美国CPI的高频模拟为例，美国通胀惯性大概在0.3%左右，因此误差的分布在0.3%以外的概率过大的算法结果显然是不理想的。另外，以美国CPI现阶段的波动幅度，如果使用传统的1个标准差的置信区间（当然没有测度论告诉我们人工智能算法在1个标准差范围内的概率分布），其数值准确度无法完成金融稳定的目标。
- 我们不能等待时间，然后去验证数值，这样生产效率完全依赖时间。通过不断拓展监测与预测的指标体系的边界，目前我们已经将46个核心指标，加外围共515个经济指标纳入了监测范围，希望通过更多的指标，更长时间的实践，积累更多的测度分布数据，提高生产率，期望能够以更高效率提供更多、更好的公共产品。在达到一定规模效应之后，可以以较快速度实现向全球指标监测与预测功能的拓展。在全球化发展的昨天、今天和明天，全球经济的监测与预测将为更加开放、自主的宏观调控提供基础性工具。

（二）可解释性框架

- 二是如何将人工智能与传统宏观经济的可解释问题相结合。可解释性与指导微观经济决策实践相辅相成。一般计量经济学都起始于对于原始数据的建模，不管是参数统计还是非参统计，数据建模和模型可解释性是第一步工作。人工智能算法如何与这种思想相结合呢？我们初步探索的答案是将数据指标尽量打开，用算法去监测更多数据分项，从数据分项与总项关系的协调性上来实现可解释性的突破。当然，这应该是可解释性的一种尝试，未来我们可能根据和需求方的交流，不断探索新的可解释性框架的实现。我们将其称为1.0、2.0、3.0版本，希望3.0版本可以实现整个系统在宏观经济监测和预测上实现可解释性上的突破，作为它基本成熟的标志。

- 最后，经济数据从来都不是存在于“真空”之中，而是关系到无数家庭和个人的生存和生活状态。实事求是应该是其成为一种合格的公共品的前提，我们不希望人工智能经济监测和预测成为一个噱头，或者为用户了解真实的经济状况增加更多迷雾。

(本文执笔：张振、赵宏涵)

参考文献

- The Nowcasting Lab, Philipp Kronenberg, Heiner Mikosch and Stefan Neuwirth, September 2021.
- Chernis, Tony & Sekkel, Rodrigo. (2017). A dynamic factor model for nowcasting Canadian GDP growth. *Empirical Economics*. 53. 10.1007/s00181-017-1254-1.
- Alain Galli, Christian Hепенstrick, and Rolf Scheufele, Swiss National Bank (2019). Mixed-Frequency Models for Tracking Short-Term Economic Developments in Switzerland.
- Jean-Francois Dauphin; Kamil Dybczak; Morgan Maneely; Marzie Taheri Sanjani; Nujin Suphaphiphat; Yifei Wang; Hanqi Zhang. Nowcasting GDP – A Scalable Approach Using DFM, Machine Learning and Novel Data, Applied to European Economies. March 11, 2022.
- Hopp, Daniel. (2022). Benchmarking Econometric and Machine Learning Methodologies in Nowcasting. 10.13140/RG.2.2.13344.87042.
- Serge de Valk, Daiane de Mattos and Pedro Ferreira, *The R Journal* (2019) 11:1, pages 230–244.
- Nowcasting GDP using machine-learning algorithms: A real-time assessment Richardson A., van Florenstein Mulder T., Vehbi T. (2021) *International Journal of Forecasting*, 37 (2), pp. 941–948.
- Jes ú s Fern á ndez-Villaverde & Pablo A. Guerr ó n-Quintana, 2021. "Estimating DSGE Models: Recent Advances and Future Challenges," *Annual Review of Economics*, vol 13(1), pages 229–252.
- Takeshi Yagihashi. DSGE Models Used by Policymakers: A Survey. PRI Discussion Paper Series No. 20A-14, Ministry of Finance Japan. 2020.

注释

□ 腾景AI经济预测

北京腾景大数据应用科技研究院，简称“腾景数研”，是适应数字时代特点和要求，旨在推动宏观和产业经济研究方法变革、推动数字技术与实体经济深度融合的民办非企业新型研究机构，为中国发展研究基金会“博智宏观论坛”提供学术研究和数据支持。研究院学术委员会由目前中国学术研究水准和社会影响力居前的经济学家和有关方面负责人组成，为研究院的研究工作提供指导。

腾景AI经济预测运用近年来快速发展的机器学习特别是深度学习等人工智能前沿技术，与实时化、动态化的投入产出体系深度融合，在一系列关键技术攻关的基础上，对重要的经济金融指标进行高频模拟和预测，形成了在国内外具有开拓性、领先性、实用性的产品体系。

□ 高频模拟

所谓高频模拟，就是在搜集加工大量相关数据的基础上，依托经典机器学习和深度学习模型，把月度指标日度化，使通常一个多月后才公布的指标，当日或近日就能呈现出来，比如，月初的CPI指标，过去要到一个半月后才公布，有了高频模拟，当日就知晓了。

□ AI预测

所谓预测，就是运用深度学习的先进算法，重点在海量数据中搜寻非线性相关关系，发现并提炼那些过去、当下和未来都会起作用的规律性因素，从而实现对其一变量未来一定时期的预测。目前，我们已基本形成了时间长度为半年到一年、准确率70%以上的预测能力，并在逐步提升。

预测并不是一件神秘的事情，只是发掘那些未来仍会起作用的历史信息。也正是由于这个原因，我们多数情况下并不是预测某个指标的实际数值（某些情景下也会预测），而是预测它的平滑（TC）数值，因为平滑数值含有更多的历史信息。对一个具体指标而言，我们预测时主要关注两个方面，一是走向，向上、向下还是平行；二是拐点，顶部的拐点或底部的拐点，或者说峰值或谷底。对大多数指标来说，一年中最重要、最困难的是如何把握住一两个、两三个大的拐点，若经济预测能够帮助解决这个问题，应该说足以令人满意了。

□ 全口径数据

全口径数据是以动态化投入产出矩阵为架构，按照国民经济核算体系的规范完整口径，对官方数据深化和扩展后的研究性数据。核心技术是对投入产出体系进行动态化改造，研发并验证了一系列转换矩阵表，建立起了支出侧和生产侧极为复杂的高频关联关系，形成“多维动态均衡矩阵系统（MDEMS）”，这一数据体系具有如下优势。

补全。有些月度指标是片段性数据，如社会消费品零售总额，反映的只是部分商品消费，除了餐饮等外，基本上不包括服务消费。全口径数据则包括了月度完整口径的居民消费和政府消费及其构成，还区分了居民消费中的商品消费和服务消费。

补准。固定资产投资完成额含有土地使用费等，而这部分近些年达到30%以上，与构成GDP的固定资本形成差距较大。全口径数据则去粗取精、去伪存真，剔除了土地使用费的部分，加入了商品房销售增值、矿藏勘探、计算机软件等无形资产，从而形成准确完整涵义上的固定资本形成指标。

补缺。目前的月度官方统计中，在服务业领域，只有服务业生产指数，还不能提供大部分服务行业的增长数据。全口径数据则在投入产出矩阵约束下，通过相关高频和中频数据的模拟，形成了全部服务业月度增长指标。

校正。利用投入产出矩阵内在的自我约束、自我平衡机制，使不同部分的数据相互比较、相互印证、相互校正，增强数据的准确性。

高频。通过对投入产出体系动态化改造，同时引入大量高频数据，实现了全口径数据的月度化，以后将可能实现全口径数据周度、日度乃至标准意义上实时化显示。

当前，官方常用指标有72个，而腾景全口径常用指标有150多个，全部指标5000多个。

全口径数据库的框架性数据来源于官方数据，与官方数据科学衔接，并不是另搞一套。每个月官方数据公布后，将其带入数据体系，转化为全口径数据。官方季度和年度国民经济核算数据公布后，全口径数据与其对标校正。

更多信息请关注腾景公众号



联系我们：



010-65185898 | +86 15210925572



IR@TJRESEARCH.CN



<http://www.tjresearch.cn>



北京市朝阳区朝阳门外大街乙6号朝外SOHO-A座29层

重要声明

本报告由北京腾景大数据应用科技研究院制作，报告内容和引用资料力求客观公正。报告中的信息来源于我们研究团队运用机器学习、深度学习等人工智能技术所取得的探索性研究成果，数据准确率通常以概率方式呈现。因此，本报告仅供投资者参考之用，不构成任何投资决策的建议。对于投资者依据或者使用本报告所造成的一切后果，北京腾景大数据应用科技研究院及相关分析师均不承担任何责任。

此报告版权归北京腾景大数据应用科技研究院所有，本单位保留所有权利。未经本单位事先书面许可，任何机构和个人均不得以任何形式翻版、复制或转载。如引用发布，需注明出处为北京腾景大数据应用科技研究院，且不得对本报告进行有悖原意的引用、删节和修改。否则，本单位将保留随时追究其法律责任的权利。北京腾景大数据应用科技研究院对于本免责声明条款具有修改权和最终解释权。