

AI投研应用系列之三：

基于NARX动态神经网络的指数择时策略

证券分析师： 刘晓锋
分析师登记编号： S1190522090001
证券分析师： 马自妍
分析师登记编号： S1190519070001

目录

1. 时序神经网络概述
2. NARX神经网络模型
3. 基于NARX模型的指数择时策略构建
4. 宽基指数择时测试
5. 总结与未来研究方向

1、时序神经网络概述

1.1 时序神经网络的演进与主要模型

在金融时间序列预测领域，神经网络架构经历了从简单感知向复杂时序建模的重要演进。

早期循环神经网络（RNN）首次引入隐状态记忆机制，但存在梯度消失/爆炸问题，难以捕获长期依赖。随后长短期记忆网络（LSTM）及其变体门控循环单元（GRU）通过门控设计较好地解决了长期依赖问题，成为多年来的主流时序建模方案。近年来，时序卷积网络（TCN）依托因果膨胀卷积结构实现了更高效的并行计算与长期依赖建模；而源于自然语言处理的Transformer模型，也凭借自注意力机制在长序列预测中展现出显著潜力。

在此背景下，带外部输入的非线性自回归网络（NARX）以其独特的结构设计和良好的可解释性，为多变量金融时间序列预测提供了一个直观而有力的工具。

目录

1. 时序神经网络概述
2. NARX神经网络模型
3. 基于NARX模型的指数择时策略构建
4. 宽基指数择时测试
5. 总结与未来研究方向

2、NARX神经网络模型

2.1 NARX模型原理

NARX (Nonlinear Auto-Regressive Models with Exogenous Inputs) 即带外部输入变量的非线性自回归神经网络，是一种专门为多变量时间序列预测设计的动态递归神经网络。

其核心思想直观且符合金融逻辑：未来的值不仅取决于自身过去的历史，还受到一系列外部驱动因素的滞后影响。NARX模型将这一思想数学化，通过非线性函数来学习这种复杂的映射关系。其表达式为：

$$y(t) = f\left(y(t-1), y(t-2), \dots, y(t-d_y), x(t-1), x(t-2), \dots, x(t-d_x)\right)$$

- x 为输入的时间序列，即外部输入变量，可以由多个指标构成。
- y 为输出的时间序列。
- d_x 为输入变量的滞后阶数。
- d_y 为输出变量的滞后阶数。

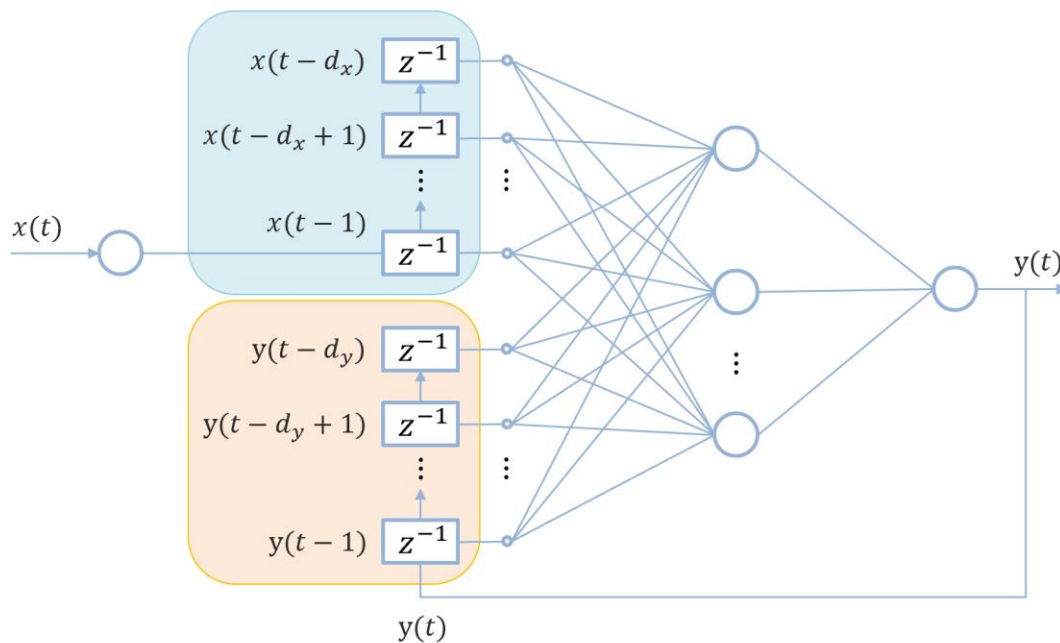
2、NARX神经网络模型

2.2 NARX模型结构

模型结构主要由四个层级构成：

- **输入层：**接收外部多维信号；
- **时延层：**通过延迟模块处理外部输入和输出反馈信号，生成具有特定滞后的历史数据序列，以提供时序记忆；
- **隐含层：**用非线性激活函数对这些时序信号进行高阶特征提取与复杂映射；
- **输出层：**通过线性加权产生预测值，该值同时反馈回时延层，形成闭环信息流。

图表1：NARX模型结构



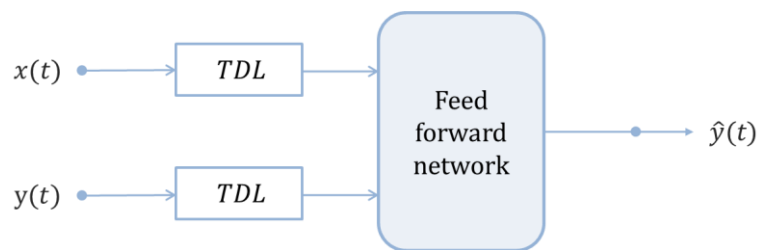
资料来源：太平洋证券整理

2、NARX神经网络模型

2.3 训练架构

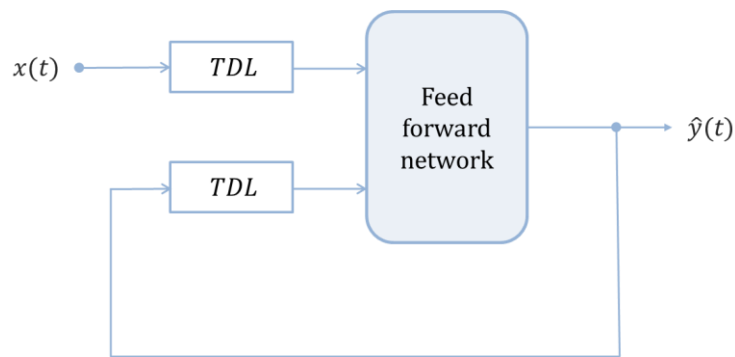
NARX具有开环和闭环两种架构。在训练阶段，采用**开环架构**，反馈信号来自训练集的真实历史值，避免了误差在训练过程中的累积与传播，提升训练过程的稳定性和收敛速度，使得模型能够高效地学习到输入与输出之间的真实映射关系。在预测阶段，切换至**闭环架构**，模型将自身前一步的预测值反馈回来，作为下一步预测的输入，这使得模型能够进行真正的多步预测。

图表2：开环架构



资料来源：太平洋证券整理

图表3：闭环架构



资料来源：太平洋证券整理

2、NARX神经网络模型

2.4 NARX模型的优势

- **模型直观，结构可解释性强：**NARX的网络结构是对经典线性ARX（Autoregressive with Exogenous inputs）模型的非线性扩展。输入层被明确划分为自回归（AR）和外生输入（X）两部分，使模型架构本身就承载了计量经济学模型的先验知识，可解释性更强，与黑盒模型相比融入了白盒特征。
- **分离式输入结构提供可控的分析框架：**其结构原生区分目标序列历史值与外部驱动因子，可以独立调控自回归部分与外生部分的滞后阶数、网络复杂度（如为其设计不同的子网络路径），并通过权重来量化不同变量的相对重要性。这种对模型行为的可控性和可验证性，是端到端黑盒模型所缺乏的。
- **训练高效且稳定：**开环训练模式用真实值进行反馈，有两个优势。第一，前馈网络的输入更准确。第二，生成的网络为纯前馈架构，可以使用静态反向传播进行训练，规避了LSTM、GRU等模型所依赖的随时间反向传播（BPTT）及其固有的梯度问题（消失/爆炸）。这使训练过程的内在稳定性更高，收敛曲线更平滑，对超参数调优的敏感度显著降低。
- **数据量需求小，效率更高：**通过网络结构内置了“未来状态依赖于其自身及外生输入的历史状态”的强归纳偏置（Inductive Bias），与大多数金融时间序列的逻辑相符。因此，相比于参数更多、偏置更灵活（如Transformer的全局依赖性、LSTM的选择性记忆）的模型，NARX从数据中学习未知规律的需求更小，使其在中等规模数据集上能更快收敛，展现出更优的泛化性能且更不容易过拟合。

2、NARX神经网络模型

2.5 NARX和其他模型的对比

NARX在结构性可解释性、训练稳定性和数据效率方面具有优势，而LSTM、TCN和Transformer则在处理更复杂的长期依赖和海量数据场景下各有优势。以下表格对比了各模型的差异：

图表4：NARX与主流时间序列模型差异对比

模型	NARX	LSTM/GRU	TCN	Transformer
核心机制	输出反馈 (非线性ARX)	隐藏状态反馈 (门控循环单元)	因果膨胀卷积 (一维卷积网络)	自注意力 (编码器-解码器)
可解释性	高 输入分离，易于归因	低 内部状态难以解释	中 可通过卷积核可视化部分模式	中 可通过注意力权重解读特征重要性
训练模式优势	开环训练等价于静态前馈网络，使用静态反向传播，极其稳定	需使用随时间反向传播(BPTT)，虽门控机制缓解了梯度问题，但训练仍较复杂	可使用标准反向传播，并行度高，训练快但需谨慎设计膨胀系数与感受野	使用标准反向传播，并行度最高但计算和内存复杂度高，易过拟合
长期依赖能力	有限 严格依赖于预设的滞后阶数 k	强 门控机制专为学习长程依赖设计	强 通过膨胀卷积指数级扩大感受野	最强 注意力机制可直接关联序列中任何位置
数据效率	高 强归纳偏置，非常适合中等规模数据	中 需要足够数据来学习门控参数	中 需要足够数据学习有效的卷积核	低 数据饥渴型，需要海量数据才能充分发挥性能
主要适用场景	多变量金融预测、需要可解释性、数据量适中的领域	通用序列建模，如 NLP、通用时间序列预测	长序列预测、需要高训练速度和高并行度的任务	超长序列建模、大数据下的NLP时序任务

资料来源：太平洋证券整理

目录

1. 时序神经网络概述
2. NARX神经网络模型
3. 基于NARX模型的指数择时策略构建
4. 宽基指数择时测试
5. 总结与未来研究方向

3、基于NARX模型的指数择时策略构建

3.1 指数走势拐点预测

在指数择时模型的构建中，相比于直接预测指数价格，更具有实际意义的是可以预测出当前是否处于阶段的顶部或底部，即**识别出指数走势的拐点**。

当指数形成阶段的顶点或底点时，其最近一段时间的价格、成交量、资金流等往往具有一定的特征。指数走势在往期多种因素的共同非线性影响下形成，因此可以用神经网络对这种非线性映射关系进行建模。

指数走势状态划分：将指数走势的模式划分为**转折点**和**持续点**两种状态。

以7日为一个基本区间，定义在该区间范围内，

- 若当日最高价处于之前3个及之后3个交易日最高价的最高点，则该交易日为局部顶点，属于转折点；
- 若当日最低价处于之前3个及之后3个交易日最低价的最低点，则该交易日为局部底点，属于转折点。
- 其余交易日则属于上涨或下跌中的持续点。

3、基于NARX模型的指数择时策略构建

3.2 输入输出设定

- 输入指标应精简高效，避免冗余，模型选择了价格、量能、波动性、拥挤度、资金流这几个方面的8个代表指标，并用极差标准化对数据进行归一化处理将数据映射到（0,1）之间：

$$x^* = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}}$$

- 输出：真实值的转折点或持续点，以1或者0标记；神经网络输出是介于0,1之间的数值，当输出值有增大趋势的时候，是转折点的概率上升，输出值有减小趋势的时候，是持续点的概率上升。

图表5：输入指标列表

类型	指标	说明
价格	开盘价、最高价、最低价、收盘价	共同刻画多空博弈的价格信息
量能	成交量	反映市场交易活跃度
波动性	5日波动率	价格短期波动幅度，市场不确定性水平
拥挤度	5日换手率波动	衡量流动性稳定性，高值预示情绪分歧与趋势反转风险，是拥挤度预警信号
资金流	主力资金净流入	追踪大额资金动向

资料来源：太平洋证券整理

3、基于NARX模型的指数择时策略构建

3.3 择时框架设定

- 择时标的：沪深300、中证500、中证1000
- 数据区间：2016.01.01-2025.09.03, 其中从2016-2022年中划分出训练集和验证集用于模型训练，2023-2025年数据用于预测。
- 训练函数：LM算法
- 损失函数：mse
- 隐含层节点数：hiddenSizes
- 输入滞后阶数和反馈滞后阶数设为相同：Delays

3、基于NARX模型的指数择时策略构建

3.3 择时框架设定

择时策略

- 当输出大于输出序列的M日均线时，识别为转折点，否则为持续点。
- 如果模式识别模式为转折点，且处于之前三个交易日的最低点，则判断后续走势向上，入场做多；
- 如果模式识别模式为转折点，且处于之前三个交易日的最高点，则判断后续走势向下，入场做空；
- 持仓期间产生信号，在执行新信号的同时，平仓上次信号。
- 发生信号以第二天的开盘价开仓，平仓日的收盘价平仓，单次信号持有时间设置为N个交易日，设置10%止损。
- 先训练好模型，后期再对均线天数和持有天数优化。

3、基于NARX模型的指数择时策略构建

3.4 信号准确率评价

- 准确率评价

评价指标主要为以下几个：综合准确率，为预测模式和实际模式相一致的结果所占的百分比；有效识别率，为实际模式为转折点的全部数据中，预测模式准确预测为转折点所占的百分比；识别准确率，为预测模式为转折点的全部数据中，实际模式确实为转折点所占的百分比。

综合准确率=(实际转折、预测转折点数+实际持续、预测持续点数)/全部预测点数

有效识别率=实际转折、预测转折点数/(实际转折、预测转折点数+实际持续、预测持续点数)

识别准确率=实际转折、预测转折点数/(实际转折、预测转折点数+实际持续、预测转折点数)

3、基于NARX模型的指数择时策略构建

3.4 信号准确率评价

- 调整准确率评价

由预测结果观察可知模型对阶段顶部和底部有比较好的识别，即使有些不在拐点当天，也仅与拐点相差一两个交易日，或者与真实最高最低点仅有微小幅度的差异，因而相比于严格计算的准确率，实际择时效果会更好。因此可以适当放松准确率的评价方式，会更接近实际对顶底部的识别效果。

若与实际顶底点相差仅1个交易日，且与最高最低点实际相差幅度0.05%以内，也判定识别准确。可按此方式计算调整后的准确率。

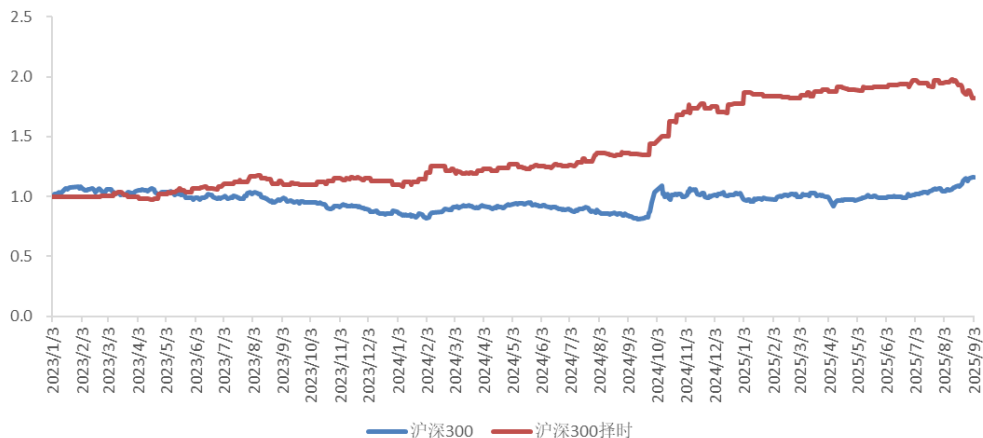
目录

1. 时序神经网络概述
2. NARX神经网络模型
3. 基于NARX模型的指数择时策略构建
4. 宽基指数择时测试
5. 总结与未来研究方向

4、宽基指数择时测试

4.1 沪深300择时模型净值与绩效

图表6：沪深300择时净值（Delays=7, hiddenSizes=40, M=18, N=5）



资料来源：Wind, 太平洋证券

图表7：沪深300择时绩效

年份	年化收益率	超额收益率	夏普比率	年化波动率	最大回撤	胜率	信息比率
2023	9.6%	21.4%	0.80	18.7%	7.1%	63.6%	1.20
2024	62.2%	47.5%	2.65	28.0%	4.9%	83.3%	1.27
2025	2.3%	-12.7%	0.35	21.0%	8.0%	44.4%	-0.87
整体	26.0%	20.0%	1.56	23.1%	8.3%	71.9%	0.74

资料来源：Wind, 太平洋证券

4、宽基指数择时测试

4.2 沪深300择时信号准确率

分别按照原始准确率和调整准确率进行信号准确率统计。

原始：预测结果为顶底点当天，且为实际顶底点，判定识别准确。

调整1：与实际顶底点相差不超过1个交易日，且与实际顶底点相差幅度0.05%以内，判定识别准确。

调整2：与实际顶底点相差不超过1个交易日，且与实际顶底点相差幅度0.1%以内，判定识别准确。

调整3：与实际顶底点相差不超过2个交易日，且与实际顶底点相差幅度0.05%以内，判定识别准确。

图表8：沪深300信号准确率统计

	与顶底点相差 天数	与顶底点相差 百分比	综合准确率 (预测准确数 /总数)	(实际转折, 预测转折) / 总预测转折	(实际转折, 预测转折) / 总实际转折
原始	0天	0.0%	69.1%	29.9%	54.8%
调整1	1天	0.5%	73.0%	34.8%	60.0%
调整2	1天	1.0%	77.3%	41.2%	65.2%
调整3	2天	0.5%	75.5%	38.8%	66.1%

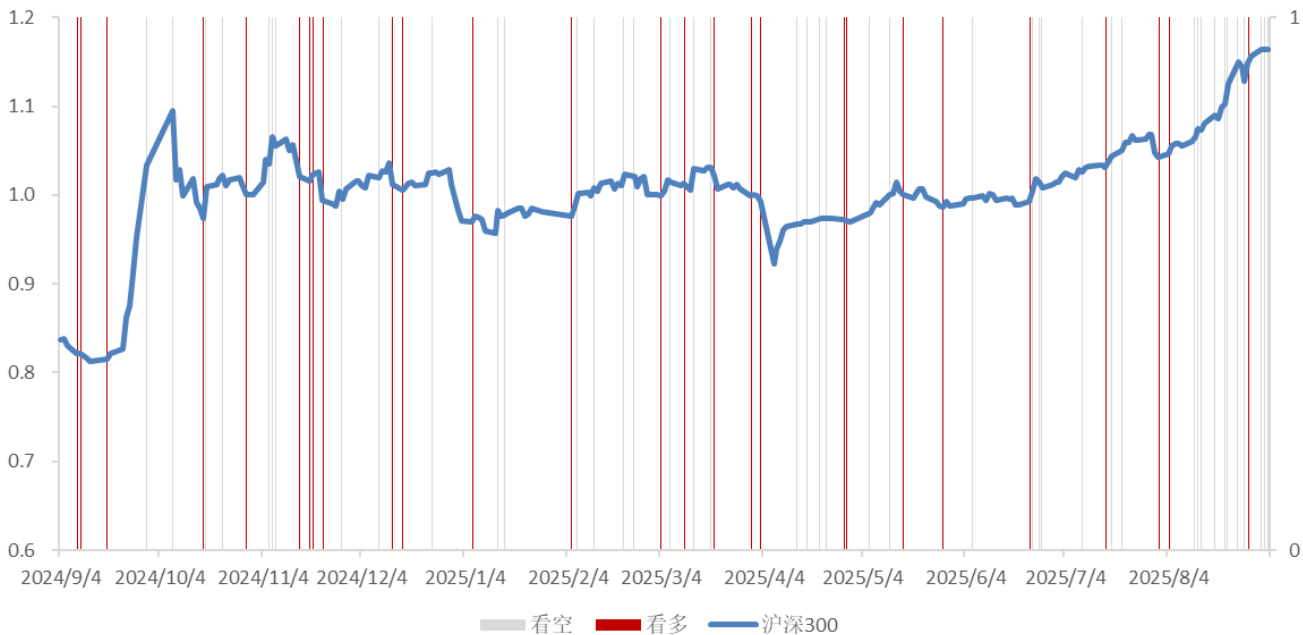
资料来源：Wind，太平洋证券

4、宽基指数择时测试

4.3 沪深300择时模型信号

沪深300择时最近一年的多空信号标记如下。

图表9：沪深300最近一年多空信号

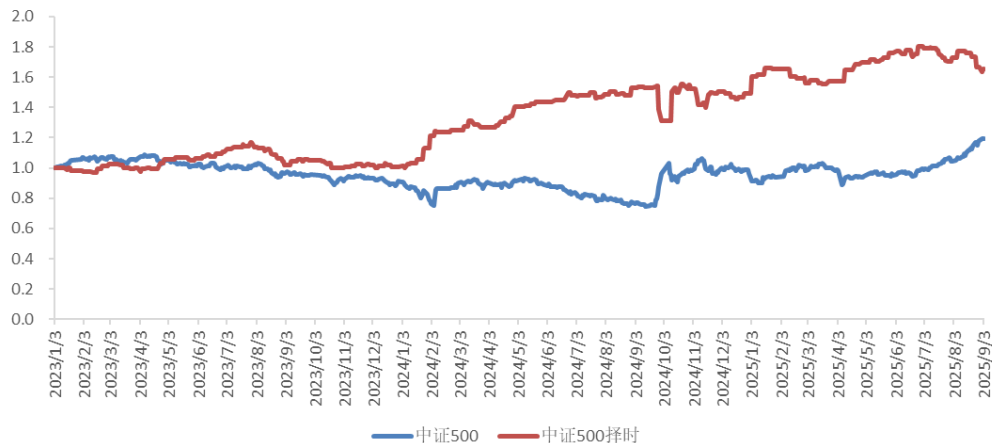


资料来源：Wind，太平洋证券

4、宽基指数择时测试

4.4 中证500择时模型净值与绩效

图表10：中证500择时净值（Delays=17, hiddenSizes=40, M=4, N=3）



资料来源：Wind, 太平洋证券

图表11：中证500择时绩效

年份	年化收益率	超额收益率	夏普比率	年化波动率	最大回撤	胜率	信息比率
2023	0.7%	9.6%	0.12	17.2%	14.4%	63.6%	0.59
2024	47.8%	42.4%	1.68	42.1%	14.9%	66.7%	0.81
2025	10.9%	-13.3%	1.03	26.4%	9.4%	55.6%	-0.68
整体	21.4%	14.3%	1.09	30.8%	14.9%	65.6%	0.39

资料来源：Wind, 太平洋证券

4、宽基指数择时测试

4.5 中证500择时信号准确率

分别按照原始准确率和调整准确率进行信号准确率统计。

原始：预测结果为顶底点当天，且为实际顶底点，判定识别准确。

调整1：与实际顶底点相差不超过1个交易日，且与实际顶底点相差幅度0.05%以内，判定识别准确。

调整2：与实际顶底点相差不超过1个交易日，且与实际顶底点相差幅度0.1%以内，判定识别准确。

调整3：与实际顶底点相差不超过2个交易日，且与实际顶底点相差幅度0.05%以内，判定识别准确。

图表12：中证500信号准确率统计

	与顶底点相差 天数	与顶底点相差 百分比	综合准确率 (预测准确数 /总数)	(实际转折, 预测转折) / 总预测转折	(实际转折, 预测转折) / 总实际转折
原始	0天	0.0%	68.4%	27.3%	50.0%
调整1	1天	0.5%	72.1%	32.7%	58.0%
调整2	1天	1.0%	74.2%	35.9%	62.5%
调整3	2天	0.5%	73.1%	34.2%	59.8%

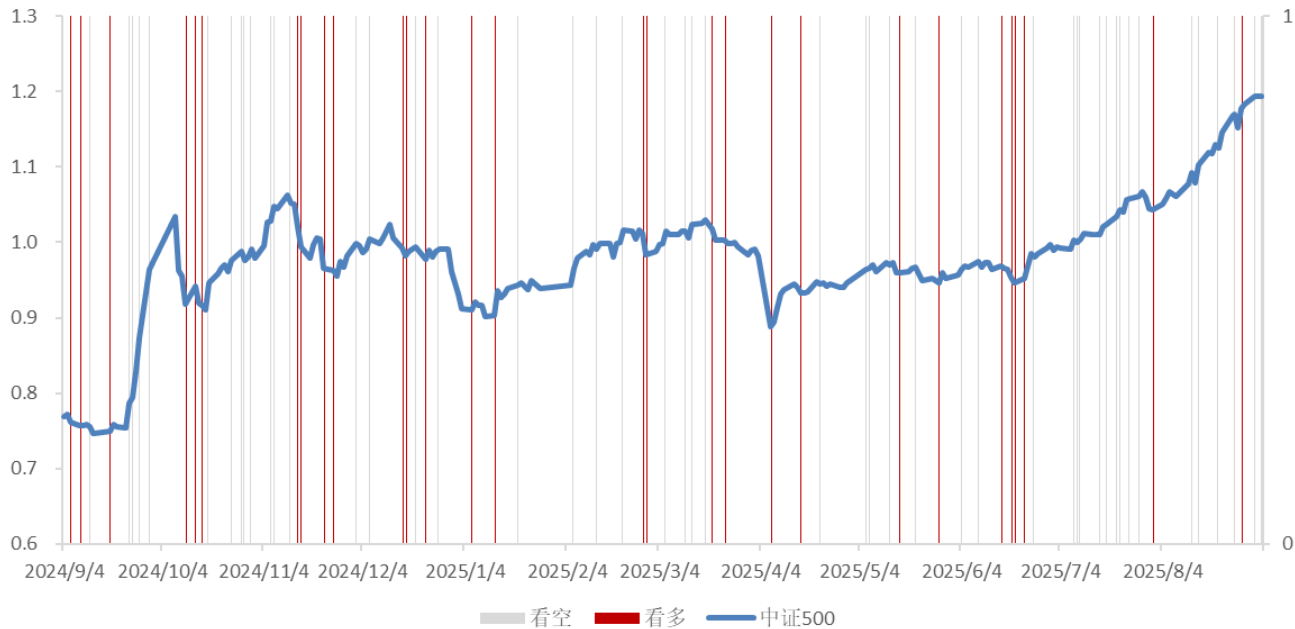
资料来源：Wind，太平洋证券

4、宽基指数择时测试

4.6 中证500择时模型信号

中证500择时最近一年的多空信号标记如下。

图表13：中证500最近一年多空信号

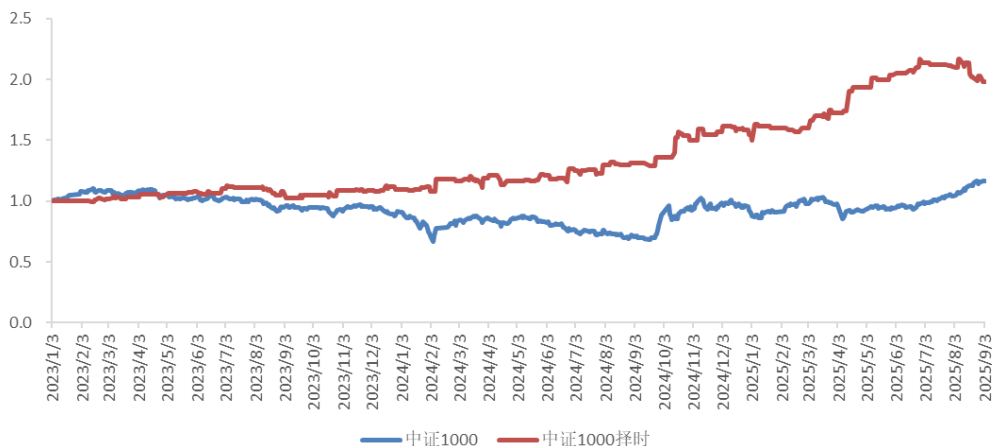


资料来源：Wind，太平洋证券

4、宽基指数择时测试

4.7 中证1000择时模型净值与绩效

图表14：中证1000择时净值（Delays=9, hiddenSizes=5, M=19, N=4）



资料来源：Wind, 太平洋证券

图表15：中证1000择时绩效

年份	年化收益率	超额收益率	夏普比率	年化波动率	最大回撤	胜率	信息比率
2023	9.6%	17.9%	0.75	18.9%	9.1%	72.7%	0.97
2024	41.3%	40.1%	1.58	35.9%	7.7%	83.3%	0.89
2025	28.2%	2.3%	1.84	31.2%	8.6%	66.7%	0.07
整体	30.3%	24.1%	1.40	29.3%	9.1%	81.3%	0.66

资料来源：Wind, 太平洋证券

4、宽基指数择时测试

4.8 中证1000择时信号准确率

分别按照原始准确率和调整准确率进行信号准确率统计。

原始：预测结果为顶底点当天，且为实际顶底点，判定识别准确。

调整1：与实际顶底点相差不超过1个交易日，且与实际顶底点相差幅度0.05%以内，判定识别准确。

调整2：与实际顶底点相差不超过1个交易日，且与实际顶底点相差幅度0.1%以内，判定识别准确。

调整3：与实际顶底点相差不超过2个交易日，且与实际顶底点相差幅度0.05%以内，判定识别准确。

图表16：中证1000信号准确率统计

	与顶底点相差 天数	与顶底点相差 百分比	综合准确率 (预测准确数 /总数)	(实际转折, 预测转折) / 总预测转折	(实际转折, 预测转折) / 总实际转折
原始	0天	0.0%	69.6%	29.1%	52.7%
调整1	1天	0.5%	73.6%	34.1%	56.3%
调整2	1天	1.0%	76.7%	38.7%	59.8%
调整3	2天	0.5%	74.8%	35.9%	58.0%

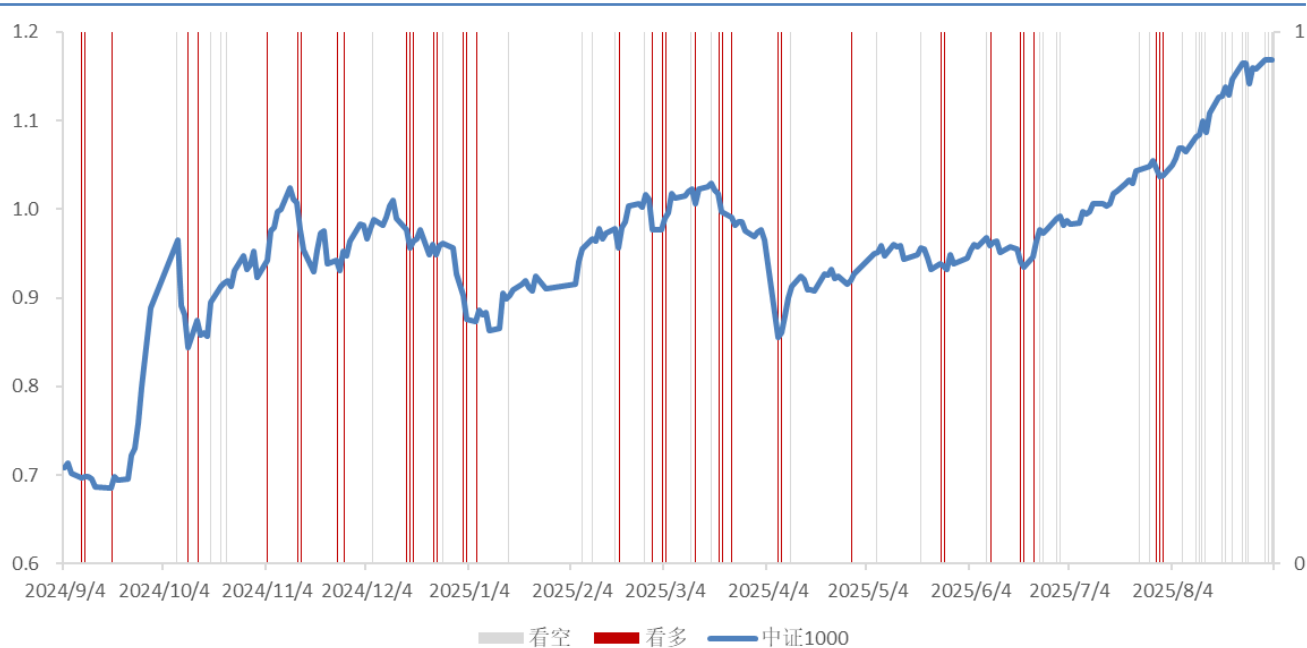
资料来源：Wind，太平洋证券

4、宽基指数择时测试

4.9 中证1000择时模型信号

中证1000择时最近一年的多空信号标记如下。

图表17：中证1000最近一年多空信号



资料来源：Wind，太平洋证券

目录

1. 时序神经网络概述
2. NARX神经网络模型
3. 基于NARX模型的指数择时策略构建
4. 宽基指数择时测试
5. 总结与未来研究方向

5、 总结与未来研究方向

本报告探讨了NARX动态神经网络在指数择时中的应用。通过价格、量能、波动性等多维度特征，采用开环-闭环训练模式，构建了一个时序预测框架。回测结果表明，该模型对指数阶段性顶部具有良好的识别能力。

NARX模型的核心优势在于其“白盒”结构，通过显式分离自回归项与外生输入，既保持了神经网络的非线性拟合能力，又具备传统计量模型的可解释性，为融入金融先验知识提供了天然框架。

未来研究可向多个方向深化：

- 特征工程优化：引入市场情绪、宏观事件等多元另类数据。
- 模型结构创新：探索结合NARX与注意力机制的混合模型架构，以兼顾可解释性与长程依赖能力。
- 分路径差异化建模：为自回归与外生部分独立设计滞后阶数、网络深度等结构超参数，以增强模型的领域归纳偏置。

风险提示

- 以上结果及分析依据历史数据得出，存在一定局限性，不代表未来表现，不构成任何投资意见；
- 样本数据有限，数据处理统计可能存在误差，不足以代表市场整体风险，模型存在失效可能。

投资评级说明

1、行业评级

看好：预计未来6个月内，行业整体回报高于沪深300指数5%以上；

中性：预计未来6个月内，行业整体回报介于沪深300指数-5%与5%之间；

看淡：预计未来6个月内，行业整体回报低于沪深300指数5%以下。

2、公司评级

买入：预计未来6个月内，个股相对沪深300指数涨幅在15%以上；

增持：预计未来6个月内，个股相对沪深300指数涨幅介于5%与15%之间；

持有：预计未来6个月内，个股相对沪深300指数涨幅介于-5%与5%之间；

减持：预计未来6个月内，个股相对沪深300指数涨幅介于-5%与-15%之间；

卖出：预计未来6个月内，个股相对沪深300指数涨幅低于-15%以下。

太平洋证券股份有限公司

云南省昆明市盘龙区北京路926号同德广场写字楼31楼



投诉电话： 95397

投诉邮箱： kefu@tpyzq.com

免责声明

太平洋证券股份有限公司（以下简称“我公司”或“太平洋证券”）具备中国证券监督管理委员会核准的证券投资咨询业务资格。

本报告仅向与太平洋证券签署服务协议的客户发布，为太平洋证券签约客户的专属研究产品，若您并非太平洋证券签约客户，请取消接收、订阅或使用本报告中的任何信息；太平洋证券不会因接收人收到、阅读或关注媒体推送本报告中的内容而视其为太平洋证券的客户。在任何情况下，本报告中的信息或所表述的意见并不构成对任何机构和个人的投资建议，投资者应自主作出投资决策并自行承担投资风险，任何形式的分享证券投资收益或者分担证券投资损失的书面或口头承诺均为无效。

本报告信息均来源于公开资料，我公司对这些信息的准确性和完整性不作任何保证。负责准备本报告以及撰写本报告的所有研究分析师或工作人员在此保证，本研究报告中关于任何发行商或证券所发表的观点均如实反映研究人员的个人观点。报告中的内容和意见仅供参考，并不构成对所述证券买卖的出价或询价。我公司及其雇员对使用本报告及其内容所引发的任何直接或间接损失概不负责。我公司或关联机构可能会持有报告中所提到的公司所发行的证券头寸并进行交易，还可能为这些公司提供或争取提供投资银行业务服务。本报告版权归太平洋证券股份有限公司所有，未经书面许可任何机构和个人不得以任何形式翻版、复制、刊登。任何人使用本报告，视为同意以上声明。