

引入宏观维度的改进 DTW 算法在择时策略中的应用

深度研究

——技术择时系列研究

本文基于一种相似性度量方法——改进 DTW 算法，引入宏观维度，应用于指数择时，构建 Macro-lta-DTW 择时策略。报告的主要结论如下：

- 本文基于改进的 DTW 算法，在传统 DTW 算法基础上对弯曲匹配路径施加约束条件，并应用于指数择时。实证结果显示，基于 lta-DTW 算法的沪深 300 择时策略样本内年化收益 12.72%，胜率 56.77%，盈亏比 1.33，样本外年化收益 8.33%，胜率 53.57%，盈亏比 1.36，且回撤显著低于标的指数，整体表现相对传统 DTW 择时策略有显著提升。
- 此外，本文引入宏观流动性指标对 lta-DTW 择时策略进行优化改进。Macro-lta-DTW 择时策略样本内年化收益 16.29%，胜率 57.57%，盈亏比 1.37，样本外年化收益 9.36%，胜率 53.97%，盈亏比 1.39，回撤和波动水平较小，整体表现相对 lta-DTW 择时策略有显著提升，且分年度表现也十分稳定。
- 最后，将 Macro-lta-DTW 择时策略应用在其他宽基指数上，发现在其他指数上也能取得较好的效果。
- 风险提示：历史数据不代表未来，模型存在失效风险。

任瞳 S1090519080004
rentong@cmschina.com.cn

周靖明 S1090519080007
zhoujingming@cmschina.com.cn

罗星辰 S1090522070001
luoxingchen@cmschina.com.cn

正文目录

一、前言	5
二、相似性择时及 DTW 算法基本原理	6
1. 相似性择时策略思路	6
2. *DTW 算法的基本原理	7
3. *DTW 算法的改进方法	8
(1) 全局约束 (Global Constraints)	9
(2) 局部约束 (Local Constraints)	9
4. 改进 DTW 算法在行情相似性度量上的应用	11
三、改进 DTW 算法在指数择时上的应用	13
1. 基于传统 DTW 算法的择时策略	13
(1) 策略构建	13
(2) 实证分析	13
2. 基于改进 DTW 算法的择时策略	14
(1) 基于全局约束的 DTW 择时策略	14
(2) 基于局部约束的 DTW 择时策略	16
(3) 不同择时策略表现对比	17
四、引入宏观流动性指标的 Macro-lta-DTW 择时策略	20
1. 宏观流动性指标	20
2. 叠加宏观流动性指标的 Macro-lta-DTW 择时策略表现	21
3. Macro-lta-DTW 择时策略在其他宽基指数上的表现	23
五、总结与讨论	25

图表目录

图 1 基于不同市场层面构建择时策略	5
图 2 基于不同方法构建择时策略	5
图 3 相似性择时策略思路	6
图 4 欧氏距离：锁步度量	6
图 5 动态时间弯曲距离：弹性度量	6

图 6 可能的弯曲路径.....	7
图 7 局部递归路径	8
图 8 传统 DTW 算法存在“病态匹配”问题	9
图 9 Sakoe-Chiba Constraint	9
图 10 Itakura Parallelogram	9
图 11 5 种常见的步模式.....	10
图 12 4 种常见的加权方式.....	11
图 13 2022 年 9 月 13 日至 2022 年 10 月 31 日指数行情与相似性较高的历史行情走势	11
图 14 2022 年 9 月 13 日至 2022 年 10 月 31 日指数行情与相似性较高的历史成交量（调整后）走势	11
图 15 2022 年 6 月 14 日至 2022 年 7 月 25 日指数行情与相似性较高的历史行情走势	12
图 16 2022 年 6 月 14 日至 2022 年 7 月 25 日指数行情与相似性较高的历史成交量（调整后）走势	12
图 17 样本内 DTW 择时策略简单累计收益.....	13
图 18 样本外 DTW 择时策略简单累计收益.....	13
图 19 DTW 择时策略与沪深 300 年化收益对比.....	14
图 20 DTW 择时策略全样本表现.....	14
图 21 不同窗口限制参数下，样本内 SC-DTW 择时策略简单累计收益.....	15
图 22 SC-DTW 择时策略和传统 DTW 择时策略年化收益对比	15
图 23 SC-DTW 择时策略全样本表现.....	15
图 24 样本内 Ita-DTW 择时策略简单累计收益	16
图 25 样本外 Ita-DTW 择时策略简单累计收益	16
图 26 Ita-DTW 择时策略和传统 DTW 择时策略表现对比.....	16
图 27 Ita-DTW 择时策略全样本表现.....	16
图 28 不同局部约束方法下，策略样本内简单累计收益.....	17
图 29 Typeld-DTW 择时策略和传统 DTW 择时策略表现对比.....	17
图 30 Typeld-DTW 择时策略全样本表现.....	17
图 31 不同择时策略表现对比.....	18
图 32 Ita-DTW 日频择时策略全样本表现	18
图 33 M1 和 M2 同比增速 (%)	20
图 34 M1、M2 剪刀差和股票市场关系	20
图 35 M1 和 M2 剪刀差历史分位值 (%) 和沪深 300 走势.....	21
图 36 M1、M2 剪刀差择时策略净值.....	21
图 37 Macro-Ita-DTW 择时策略和 Ita-DTW 择时策略表现对比	21

图 38 Macro-Ita-DTW 择时策略全样本表现	21
图 39 Macro-Ita-DTW 日频择时策略全样本表现	22
图 40 基于沪深 300 股指期货的周频策略样本外表现	23
图 41 基于沪深 300 股指期货的日频策略样本外表现	23
图 42 Macro-Ita-DTW 在上证 50 上的表现	23
图 43 Macro-Ita-DTW 在中证 500 上的表现	23
图 44 Macro-Ita-DTW 在中证 1000 上的表现	24
图 45 Macro-Ita-DTW 在上证指数上的表现	24
图 46 Macro-Ita-DTW 在中证全指上的表现	24
图 47 Macro-Ita-DTW 在万得全 A 上的表现	24
表 1: DTW 择时策略样本内外表现	14
表 2: SC-DTW 择时策略样本内外表现	15
表 3: Ita-DTW 择时策略样本内外表现	16
表 4: Typeld-DTW 择时策略样本内外表现	17
表 5: 择时策略表现对比	18
表 6: Ita-DTW 日频择时策略样本内外表现	19
表 7: Macro-Ita-DTW 择时策略样本内外表现	21
表 8: Macro-Ita-DTW 择时策略分年度业绩表现	22
表 9: Macro-Ita-DTW 日频择时策略样本内外表现	22
表 10: 基于股指期货的 Macro-Ita-DTW 择时策略样本外实际交易表现	23
表 11: Macro-Ita-DTW 在其他宽基指数上全样本表现	24

一、前言

在《旧唐书·魏徵传》中，唐太宗谓梁公（随身侍臣）曰：“以铜为镜，可以正衣冠；以古为镜，可以知兴替；以人为镜，可以明得失。”在金融市场中，可以回顾市场的历史表现和事件，与当下行情进行对比，从而对未来市场趋势做出预判，即择时。择时方法有很多类型：在**宏观层面**，可以考察经济增速、流动性、通货膨胀、经济政策等；在**中观层面**，可以考察行业景气度、估值、投融资情况等；在**微观层面**，可以考察技术指标或市场情绪等，如价格、成交量、资金流以及衍生指标。本文旨从微观层面，基于技术（量价）指标构建择时策略。

图 1 基于不同市场层面构建择时策略



资料来源：招商证券

基于量价指标构建择时策略也有很多不同做法：一种是基于量价数据构造因子或择时信号，如均线择时、MACD 择时、北向资金择时等；一种是基于形态/模式识别的择时策略，例如基于 DTW、SVM、HMM 等机器学习以及深度学习算法。本文将从形态识别的角度出发，基于动态时间弯曲（DTW）算法，构建择时策略。

图 2 基于不同方法构建择时策略



资料来源：招商证券

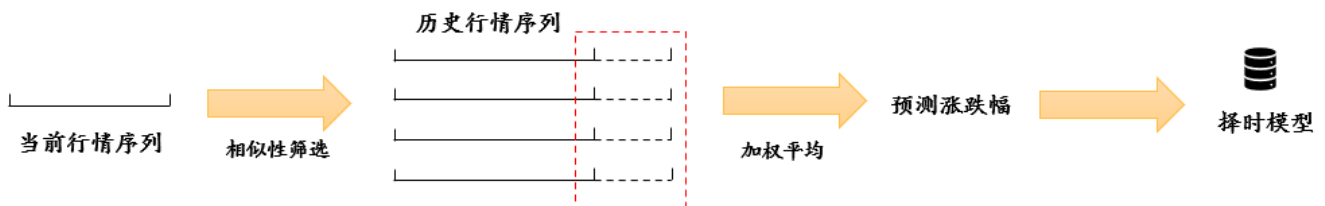
本文的结构如下：第二章介绍相似性择时策略思路以及 DTW 算法基本原理和改进方法，第三章基于改进 DTW 算法在沪深 300 指数上进行实证分析，第四章引入宏观流动性指标对择时策略进行优化。

二、相似性择时及 DTW 算法基本原理

1. 相似性择时策略思路

本文运用相似性择时策略，主要步骤如下图所示，大体思路为：考察当下指数行情与历史行情的相似度，筛选出相似度较高的若干历史行情片段作为参照，将筛选出的历史行情片段的未来涨跌幅进行平均，得到指数未来涨跌幅的预测值，最后依据该预测构建择时模型（即若预测涨跌幅 >0 ，发出看多信号；反之发出看空信号）。

图 3 相似性择时策略思路



资料来源：招商证券

以上的策略构建思路中最关键的一步是相似性筛选，即我们用何种方法去衡量两段行情序列的相似度呢？从过往研究来看，度量时间序列相似性的方法大致分为 4 类：第一类为基于特征的相似性度量方法，如相关系数、互信息等；第二类为锁步（时间序列“一对一”比较）的距离度量方法，典型方法有闵可夫斯基距离（可衍生为曼哈顿距离、欧氏距离、切比雪夫距离）、Hausdorff 距离、余弦相似度等；第三类为弹性（允许时间序列“一对多”比较）的距离度量方法，代表方法为动态时间弯曲距离（DTW）、编辑距离（EDR）、最长公共子序列（LCSS）；第四类方法关注时间序列的变化相似性，如 ARMA、HMM 等。

然而，基于特征的相似性度量仅提取时间序列的个别特征，忽略了部分信息，锁步度量方法（如欧氏距离）容易产生时间序列错误匹配，弹性度量能够较好地解决该问题。本文将基于一种弹性度量方法——动态时间弯曲算法来构建相似性择时策略。下面我们将回顾动态时间弯曲算法的基本原理及改进方法，2、3 两节内容涉及一些理论和数学推导，读者也可跳过该两节，直接进入策略构建部分。

图 4 欧氏距离：锁步度量

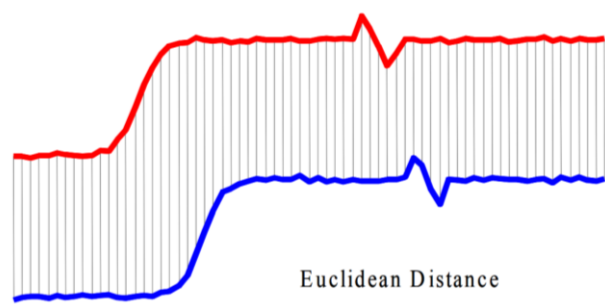
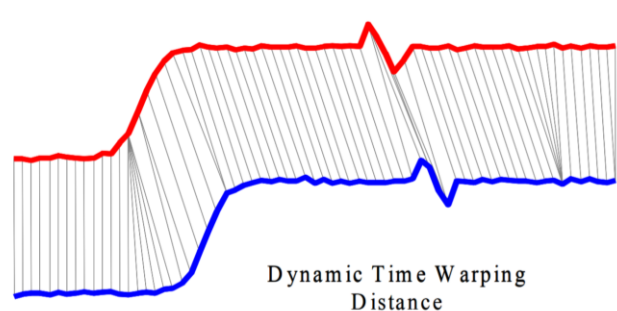


图 5 动态时间弯曲距离：弹性度量



资料来源：《Making Time-series Classification More Accurate Using Learned Constraints》，招商证券

资料来源：《Making Time-series Classification More Accurate Using Learned Constraints》，招商证券

2. *DTW 算法的基本原理¹

动态时间弯曲算法（Dynamic Time Warping, DTW）最早由日本学者 Itakura 于 20 世纪 60 年代提出，算法基于动态规划（Dynamic Programming, DP）理论，对两段长短不一的时间序列进行匹配，后被广泛运用于语音识别领域，用于孤立词识别（Velichko and Zagoruyko, 1970; Sakoe and Chiba, 1971），是语音识别领域的一种经典算法。除语音数据外，生产、生活中还存在大量其他时间序列类型数据，如证券交易数据、气象数据、心电图数据、基因序列等，该算法也可以很好地运用在其他领域，本节将介绍 DTW 算法的基本原理。

对于长度为 N 的时间序列 $X = (x_1, \dots, x_N)$ 和长度为 M 的时间序列 $Y = (y_1, \dots, y_M)$ ，定义非负函数 f 来衡量时间序列中的点 x_i 和点 y_j 的距离：

$$d(i, j) = f(x_i, y_j) \geq 0,$$

值得注意的是，该非负函数仅定义了 x_i 和 y_i 的距离，而与后文所要讨论的 DTW 算法无关。除常见的欧氏距离外，也可以选取余弦相似度、汉明距离、曼哈顿距离、切比雪夫距离等其他距离度量方式，当然也可以自定义距离函数。如果时间序列是多维的，即 X 和 Y 均为 p 维时间序列，则将每个维度的距离相加即可（需确保各维度量纲一致）：

$$d(i, j) = \sum_{k=1}^p f(x_{ik}, y_{jk}),$$

定义了时间序列中点与点的距离之后，两段时间序列即可形成一个 $N \times M$ 的点阵，如图 6 所示，从点阵的右上角到左下角可以形成一条弯曲路径（Warping Path） $\phi(k), k = 1, \dots, T$ ，其中

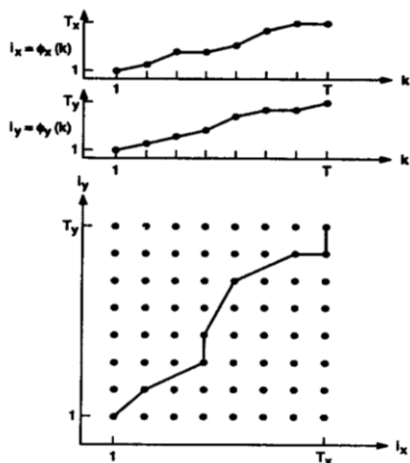
$$\phi(k) = (\phi_x(k), \phi_y(k)),$$

$$\phi_x(k) \in \{1, \dots, N\},$$

$$\phi_y(k) \in \{1, \dots, M\},$$

值得说明的是，相较于欧氏距离等度量方法，DTW 算法的优势在于能够较好地处理序列间时移或伸缩的问题，在进行距离度量时，对时间序列进行压缩、伸展或平移，是时间序列相似性度量问题中较为适合的经典算法。

图 6 可能的弯曲路径



资料来源：《Fundamentals of Speech Recognition》，招商证券

给定弯曲路径 $\phi(k)$ 之后，便可以计算时间序列 X 和 Y 的标准化累计时间弯曲距离：

$$d_\phi(X, Y) = \frac{\sum_{k=1}^T d(\phi_x(k), \phi_y(k)) m_\phi(k)}{M_\phi},$$

其中， $m_\phi(k)$ 是路径每一步的权重参数， M_ϕ 是对应的标准化系数，以确保累计距离在不同弯曲路径下是可比的。另外，

¹ 加*表示该章节含有较多理论和数学推导，读者可选择跳过该节的数学推导部分，亦不影响后文理解。

为了确保弯曲路径的合理性，通常 ϕ 需要满足一定的基本条件，即终点条件、连续性条件和单调性条件。

(1) 终点条件 (Endpoint Constraints): 要求弯曲路径的起点和终点必须在点阵平面的对角单元中，即

$$\text{弯曲路径起点为: } \phi_x(1) = 1, \phi_y(1) = 1,$$

$$\text{弯曲路径终点为: } \phi_x(T) = T_x, \phi_y(T) = T_y.$$

(2) 连续性条件 (Local Continuity Constraints): 要求弯曲路径的每一步为相邻的单元 (包括对角相邻单元)，即

$$\phi_x(k+1) - \phi_x(k) \leq 1,$$

$$\phi_y(k+1) - \phi_y(k) \leq 1.$$

(3) 单调性条件 (Monotonicity Conditions): 由于语音序列或证券交易数据等时间序列是有序性的 (时间不可倒流)，所以从实际意义出发，弯曲路径在点阵图上必须是单调的，即

$$\phi_x(k+1) > \phi_x(k),$$

$$\phi_y(k+1) > \phi_y(k).$$

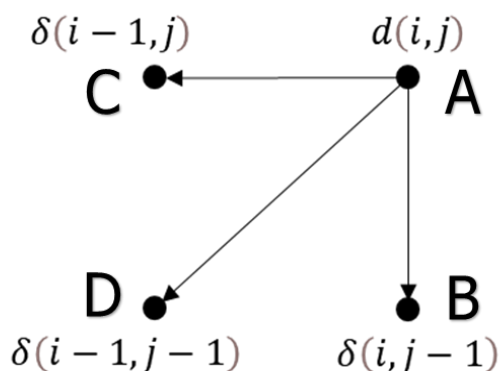
显然，满足以上 3 个条件的路径 $\phi(k)$ 有很多条，选取哪条路径来计算 DTW 距离呢？一个很自然的想法是选取使得 $d_\phi(X, Y)$ 最小的路径，即

$$D(X, Y) = \min_{\phi} d_{\phi}(X, Y),$$

结合 $d_\phi(X, Y)$ 的定义，求得使之最小的最佳弯曲路径及相应的 $D(X, Y)$ 需要利用动态规划算法 (Dynamic Programming)，动态规划算法的具体推导过程不展开说明，感兴趣的读者可参考文献[2]中第四章的相关证明过程。最后，使得 DTW 距离最小化的最佳匹配路径需满足以下递归条件：

$$\delta(i, j) = d(i, j) + \min[\delta(i-1, j), \delta(i-1, j-1), \delta(i, j-1)].$$

图 7 局部递归路径

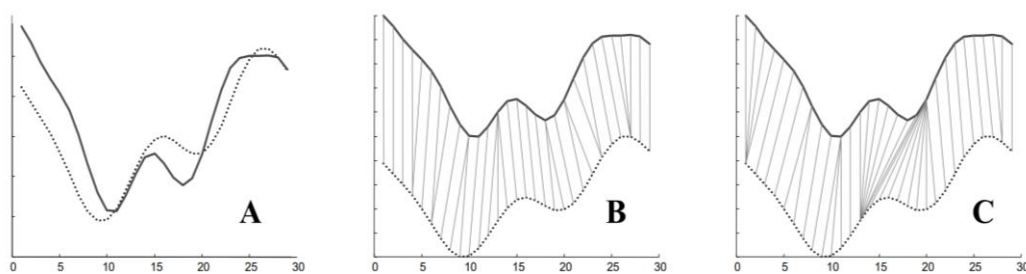


资料来源：招商证券

3. *DTW 算法的改进方法

传统的 DTW 算法存在两点缺陷：1) 算法对时间序列进行伸缩和平移时，可能存在过度伸缩或平移，产生时间序列点之间的“病态匹配”，如图 8 所示，B 为两段时间序列的真实匹配情况，C 为 DTW 算法下的匹配结果，显然较不合理，某些地方被过度平移和伸缩了；2) 传统 DTW 算法运算量较大，时间复杂度较高。对于择时策略本身而言，显然第一个问题更加重要，如果不是高频策略，则运算复杂度对策略的影响不大，我们更关注距离度量的精度和策略实际效果。本节将针对“病态匹配”的问题对 DTW 算法做出改进，以提升匹配精度和策略效果。

图 8 传统 DTW 算法存在“病态匹配”问题



资料来源：《Derivative Dynamic Time Warping》，招商证券

如何解决“病态匹配”问题呢？很多学者提出了不同的解决方案，如加权 DTW 算法 (Weighted Dynamic Time Warping, WDTW)、导数 DTW 算法 (Derivative Dynamic Time Warping, DDTW)、步模式 (Step Pattern)、全局约束 (Global Constraints) 等，本节将介绍全局约束和局部约束两类改进方法。

(1) 全局约束 (Global Constraints)

传统的 DTW 算法允许匹配路径可以在图 6 中的点阵中任意生成 (需满足上一节的 3 个基本条件)，全局约束要求匹配路径只能在限定的区域内生成，常用的全局约束方法有 Sakoe-Chiba Constraint 和 Itakura Parallelogram 等²。

图 9 Sakoe-Chiba Constraint

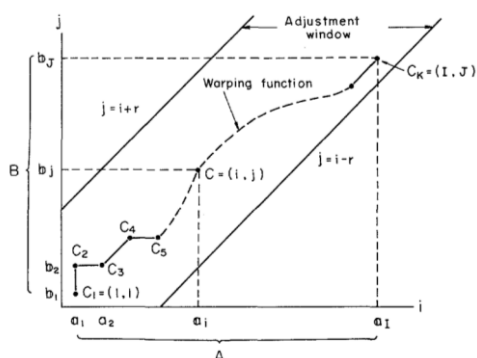
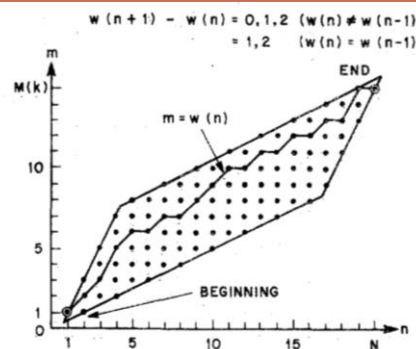


图 10 Itakura Parallelogram



资料来源：《Dynamic Programming Algorithm Optimization for Spoken Word Recognition》，招商证券

资料来源：《Minimum Prediction Residual Principle Applied to Speech Recognition》，招商证券

对于 Sakoe-Chiba Constraint，需设定窗口限制参数 r ，即最佳匹配路径须在距点阵对角线距离为 r 的区域内；Itakura Parallelogram 将匹配路径限定在一个平行四边形区域中，平行四边形的四条边的斜率分别为 2 和 0.5。不难看出，不论是 Sakoe-Chiba Constraint 或 Itakura Parallelogram，均要求匹配路径尽可能接近对角线，避免落在点阵的“边角区域”，即左上方区域和右下方区域，这种对匹配路径边界的限制能够尽可能避免病态匹配问题。另外，还有学者[6]提出了可变参数的边界限制条件 (Ratanamahatana-Keogh Band, R-K Band)，即将窗口限制参数 r 作为可变参数。

(2) 局部约束 (Local Constraints)

与全局约束是对匹配路径整体进行限制不同，局部约束是对匹配路径中每一步进行约束，两种局部约束的方法分别为步模式 (Step Pattern) 和加权方式 (Slope Weighting)。

步模式

传统的 DTW 算法在每步进行递归时，由于单调性和连续性条件，路径只能向左方、下方或左下方的邻近点进行匹配

² 当然，限制区域可以自己定义，本节主要列举几种常用的全局约束方法。

(图 7)。更一般来看,若放松连续性条件,即可以与不相邻的点匹配,便能形成新的递归方式,即步模式。常见的步模式有 TypeI、TypeII、TypeIII、TypeIV、Itakura Constraint 等,如下图所示。可见,不论哪种步模式,均能够较好地防止路径过度弯曲,使得时间序列匹配时不会过度伸缩和平移。

图 11 5 种常见的步模式

LOCAL CONSTRAINTS				
TYPE	PICTORIAL	PRODUCTIONS	E_{MAX}	E_{MIN}
I		$P_1 \rightarrow \{(1,0)\}(1,1)$ $P_2 \rightarrow \{(1,1)\}$ $P_3 \rightarrow \{(0,1)\}(1,1)$	2	1/2
II		$P_1 \rightarrow \{(2,1)\}$ $P_2 \rightarrow \{(1,1)\}$ $P_3 \rightarrow \{(1,2)\}$	2	1/2
III		$P_1 \rightarrow \{(1,0)\}(1,1)$ $P_2 \rightarrow \{(1,0)\}(1,2)$ $P_3 \rightarrow \{(1,1)\}$ $P_4 \rightarrow \{(1,2)\}$	2	1/2
IV		$P_1 \rightarrow \{(1,0)\}(1,0)\}(1,1)$ $P_2 \rightarrow \{(1,0)\}(1,0)\}(1,2)$ $P_3 \rightarrow \{(1,0)\}(1,0)\}(1,3)$ $P_4 \rightarrow \{(1,0)\}(1,1)$ $P_5 \rightarrow \{(1,0)\}(1,2)$ $P_6 \rightarrow \{(1,0)\}(1,3)$ $P_7 \rightarrow \{(1,1)\}$ $P_8 \rightarrow \{(1,2)\}$ $P_9 \rightarrow \{(1,3)\}$	3	1/3
ITAKURA		NO PRODUCTION RULE CHARACTERIZATION	2	1/2

资料来源:《Performance Tradeoffs in Dynamic Time Warping Algorithms for Isolated Word Recognition》,招商证券

加权方式

确定步模式之后,不同的权重参数 $m_\phi(k)$ 也会对匹配路径产生影响,常见的几种加权方式如下:

Type (a) $m_\phi(k) = \min[\phi_x(k) - \phi_x(k-1), \phi_y(k) - \phi_y(k-1)],$

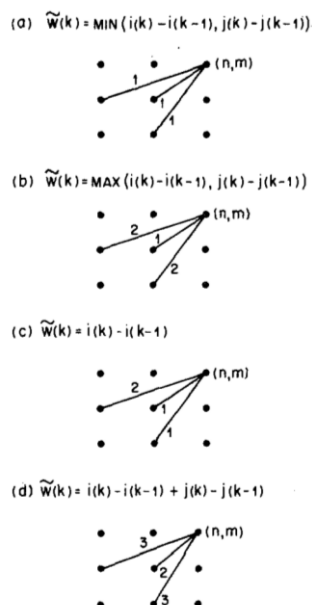
Type (b) $m_\phi(k) = \max[\phi_x(k) - \phi_x(k-1), \phi_y(k) - \phi_y(k-1)],$

Type (c) $m_\phi(k) = \phi_x(k) - \phi_x(k-1),$

Type (d) $m_\phi(k) = \phi_x(k) - \phi_x(k-1) + \phi_y(k) - \phi_y(k-1),$

其中, Type(c)是非对称加权方式,其余均为对称的加权方式。

图 12 4 种常见的加权方式



资料来源：《Fundamentals of Speech Recognition》，招商证券

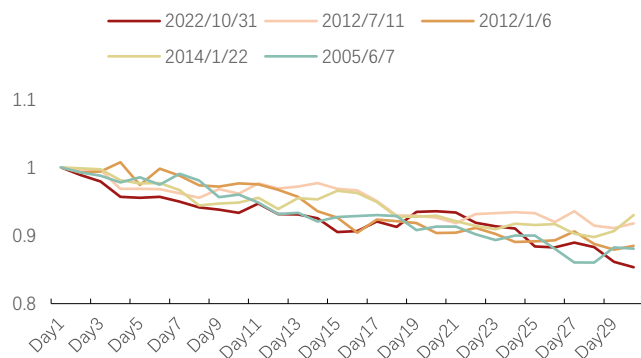
另外，除步模式和加权方式外，还有其他改进方法，如放松终点条件（Endpoint Constraints），允许时间序列部分匹配[8]，考虑到时间复杂度等原因，本文暂不考虑该类方法。

4. 改进 DTW 算法在行情相似性度量上的应用

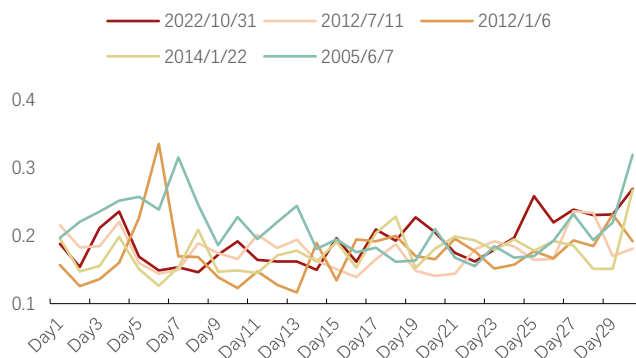
下面我们以 2 段历史行情为例，基于叠加 Itakura Parallelogram 全局约束的 Ita-DTW 算法对指数行情相似性进行分析测算。标的指数为沪深 300，参照指标选取收盘价和成交量，序列长度为 30 个交易日，分别选取一段下跌行情（2022 年 9 月 13 日至 2022 年 10 月 31 日）和一段见顶回落行情（2022 年 6 月 14 日至 2022 年 7 月 25 日）为例进行分析。从图 13-16 可以看出，相似性较高的行情序列的价格走势呈现较强一致性，且成交量变化也较为一致：下跌行情的成交量经历由大变小再放大的过程，见顶回落行情的成交量在见顶之前保持相对较高水平，指数开始下跌后成交量便不断萎缩。另外，从之后 5 个交易日的指数表现来看，下跌行情后 5 个交易日的指数涨跌幅和预测涨跌幅分别为 7.60% 和 2.22%，见顶回落行情后 5 个交易日的指数涨跌幅和预测涨跌幅分别为 -0.57% 和 -0.74%，表现相对较为一致。

图 13 2022 年 9 月 13 日至 2022 年 10 月 31 日指数行情与相似性较高的历史行情走势

图 14 2022 年 9 月 13 日至 2022 年 10 月 31 日指数行情与相似性较高的历史成交量（调整后）走势

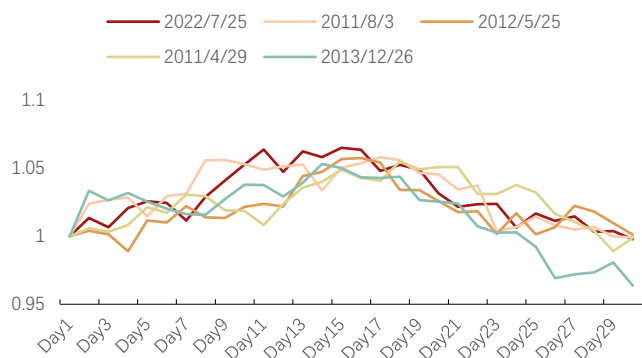


资料来源：Wind，招商证券



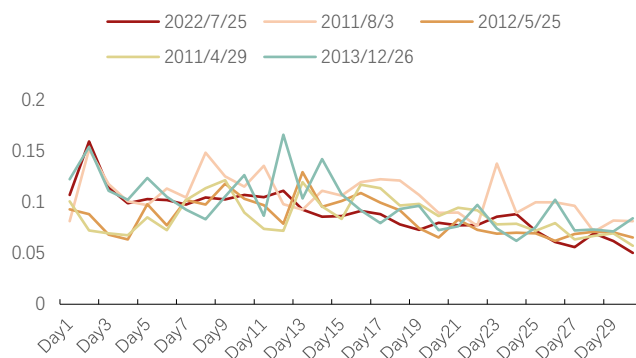
资料来源：Wind，招商证券

图 15 2022 年 6 月 14 日至 2022 年 7 月 25 日指数行情与相似性较高的历史行情走势



资料来源：Wind，招商证券

图 16 2022 年 6 月 14 日至 2022 年 7 月 25 日指数行情与相似性较高的历史成交量（调整后）走势



资料来源：Wind，招商证券

三、改进 DTW 算法在指数择时上的应用

上一章介绍了相似性择时的大体思路及 DTW 算法基本原理和几种改进方法，本章将基于传统 DTW 算法和改进算法在宽基指数上构建择时策略，验证改进的 DTW 算法在择时策略上是否有所改善和提升。

1. 基于传统 DTW 算法的择时策略

(1) 策略构建

标的指数选取沪深 300，参考的技术指标选取指数收盘价和成交量，择时频率为周频。在调仓日，计算当下一段时间的技术指标序列与历史序列的 DTW 距离，筛选相似度较高（即 DTW 距离较小）的部分历史序列，根据历史序列未来一周的加权平均涨跌幅（权重=1/DTW 距离）对未来一周行情做出预判，即若历史序列未来加权平均涨跌幅 >0 ，发出看多信号，反之，发出看空信号。另外，若未筛选出相似的历史序列，则延续上一交易日的择时信号。

用来计算 DTW 距离进行比对的样本序列从沪深 300、上证 50、中证 500、中证 1000、上证指数等 9 个常见的宽基指数中选取，目的是扩充样本量，从而增强策略稳定性。数据从 2005 年开始，考虑到相似度比对需要用到相对较大的数据量，前 500 个交易日数据用来进行比对，故回测期从 500 个交易日后开始。另外，对参考指标进行归一化处理，以消除变量的不稳定性。

我们将回测期分为训练集（样本内）和测试集（样本外），训练集用以训练模型参数，测试集用以检验模型在样本外的泛化能力及稳定性。测试集为近 5 年（2017 年 8 月 22 日至 2022 年 10 月 31 日），训练集为回测期之前的时间（2007 年 4 月 26 日至 2017 年 8 月 21 日），可以看出，训练集和测试集均能覆盖牛市、熊市、震荡市等不同市场行情阶段。模型有 2 个主要参数：序列长度 l 和距离阈值 k ，其中距离阈值 k 设置目的是当筛选相似的历史序列时，选取距离小于 k 的历史序列。若 k 选取过小，则会遗漏相似的历史序列；若 k 选取过大，则实际上不相似的历史序列也会被选入。

(2) 实证分析

测算在训练集中，不同参数组合 (l, k) 下策略的收益表现，可以发现参数组合 $(l, k) = (30, 0.02)$ 在样本内是最优的，且该参数组合在样本外的表现也较优，说明该参数组合较为稳定，故接下来使用该参数组合进行策略构建。

图 17 样本内 DTW 择时策略简单累计收益

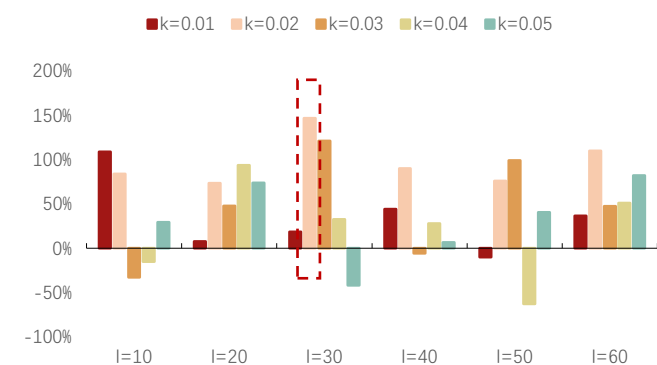
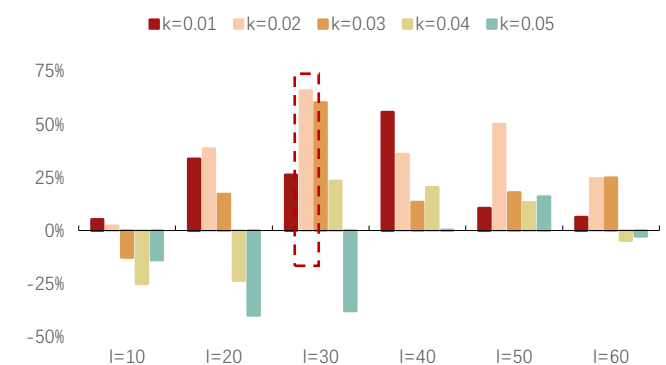


图 18 样本外 DTW 择时策略简单累计收益

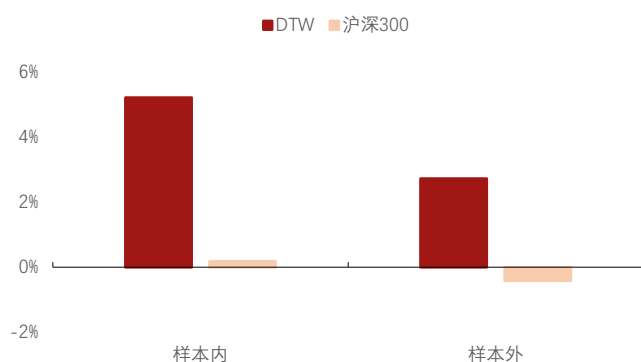


资料来源：Wind，招商证券；时间范围：2007 年 4 月 26 日至 2017 年 8 月 21 日；注：周频策略简单累计收益为单周收益简单加和，后同。

资料来源：Wind，招商证券；时间范围：2017 年 8 月 22 日至 2022 年 10 月 31 日

传统 DTW 择时策略表现出一定的择时效果，样本内年化收益达 5.22%，超额年化达 5%，样本外年化收益 2.72%，超额年化超 3%，另外，样本外策略的最大回撤约 26.12%，显著低于沪深 300 同期水平（37.03%）。

图 19 DTW 择时策略与沪深 300 年化收益对比



资料来源：Wind，招商证券；数据截至：2022 年 10 月 31 日

图 20 DTW 择时策略全样本表现



资料来源：Wind，招商证券；数据截至：2022 年 10 月 31 日；注：虚线左侧为样本内表现，右侧为样本外表现，后同。

表 1：DTW 择时策略样本内外表现

业绩指标	全样本		样本内		样本外	
	DTW	沪深 300	DTW	沪深 300	DTW	沪深 300
年化收益	4.38%	-0.01%	5.22%	0.19%	2.72%	-0.42%
最大回撤	-70.91%	-71.93%	-70.91%	-71.93%	-26.12%	-37.03%
年化波动率	23.91%	28.10%	26.85%	31.22%	16.60%	20.59%
收益回撤比	1.27	0.00	0.93	0.03	0.55	-0.06
夏普比率	0.18	0.00	0.19	0.01	0.16	-0.02
胜率	53.85%	--	54.98%	--	51.59%	--
盈亏比	1.16	1.06	1.16	1.06	1.13	1.03
年均调仓次数	10.34	--	9.11	--	12.95	--

资料来源：Wind，招商证券；数据截至：2022 年 10 月 31 日

2. 基于改进 DTW 算法的择时策略

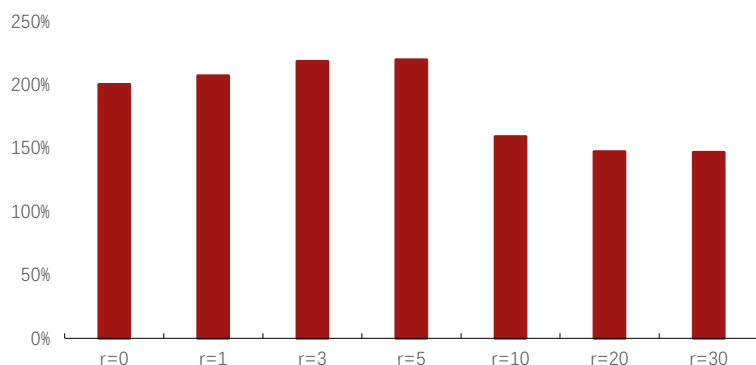
本节我们应用全局约束和局部约束对原始的 DTW 择时策略进行改进，验证改进的 DTW 择时策略的提升效果。

(1) 基于全局约束的 DTW 择时策略

叠加 Sakoe-Chiba Constraint 窗口限制条件的 SC-DTW 择时策略

测算在训练集中，不同参数组合 (l, k, r) 下叠加 Sakoe-Chiba Constraint 约束的 DTW 策略（简称 SC-DTW，后同）的收益表现，可以发现参数组合 $(l, k, r) = (30, 0.03, 5)$ 在样本内是最优的。另外，值得注意的是，若 $r=30$ ，则 SC-DTW 退化为一般的传统 DTW 算法。

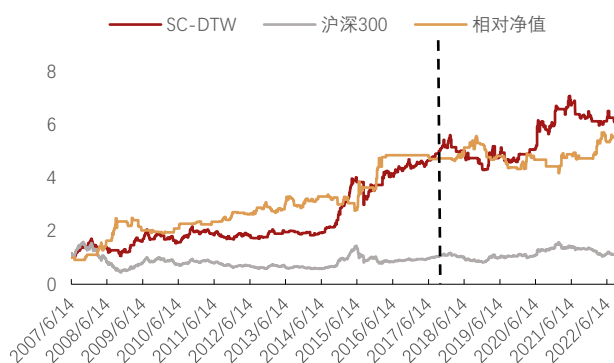
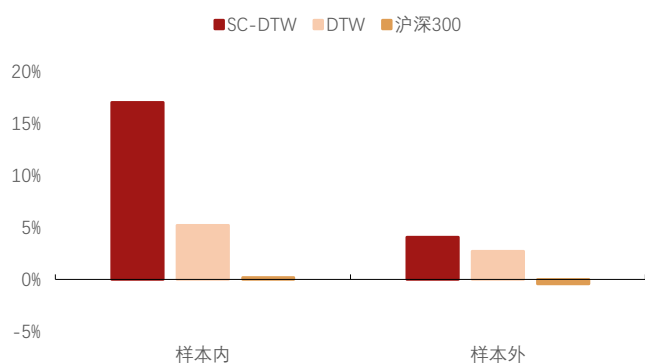
图 21 不同窗口限制参数下，样本内 SC-DTW 择时策略简单累计收益



资料来源：Wind，招商证券；数据截至：2022 年 10 月 31 日

叠加 Sakoe-Chiba Constraint 后，DTW 择时策略整体效果有所改善。样本内年化收益提升至 17.03%，样本外年化收益也略有提升，约 4.07%，另外，样本外策略的回撤水平和波动率也显著低于沪深 300。

图 22 SC-DTW 择时策略和传统 DTW 择时策略年化收益 图 23 SC-DTW 择时策略全样本表现对比



资料来源：Wind，招商证券；数据截至：2022 年 10 月 31 日

资料来源：Wind，招商证券；数据截至：2022 年 10 月 31 日

表 2：SC-DTW 择时策略样本内外表现

业绩指标	全样本		样本内		样本外	
	SC-DTW	沪深 300	SC-DTW	沪深 300	SC-DTW	沪深 300
年化收益	12.53%	-0.01%	17.03%	0.19%	4.07%	-0.42%
最大回撤	-38.11%	-71.93%	-38.11%	-71.93%	-23.26%	-37.03%
年化波动率	21.31%	28.10%	23.56%	31.22%	15.86%	20.59%
收益回撤比	12.74	0.00	9.96	0.03	0.95	-0.06
夏普比率	0.59	0.00	0.72	0.01	0.26	-0.02
胜率	55.57%	--	57.97%	--	50.79%	--
盈亏比	1.38	1.06	1.46	1.06	1.18	1.03
年均调仓次数	11.54	--	11.51	--	11.75	--

资料来源：Wind，招商证券；数据截至：2022 年 10 月 31 日

叠加 Itakura Parallelogram 窗口限制条件的 Ita-DTW 择时策略

测算在训练集中，不同参数组合(l, k)下叠加Itakura Parallelogram 约束的 DTW 策略（简称 Ita-DTW，后同）的收益表现，发现参数组合(l, k) = (30,0.03)在样本内最优，且该参数组合在样本外的表现依旧稳健，故接下来使用该参数组合进行策略构建。

图 24 样本内 Ita-DTW 择时策略简单累计收益

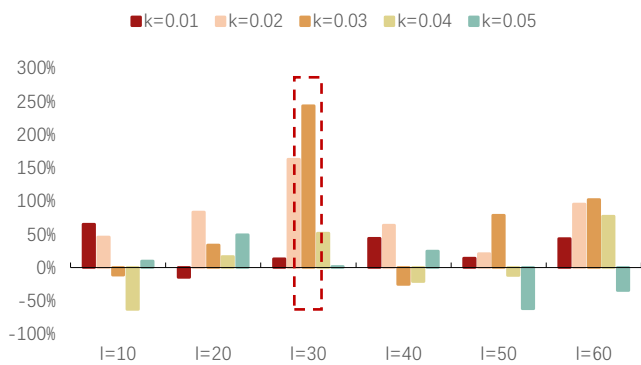
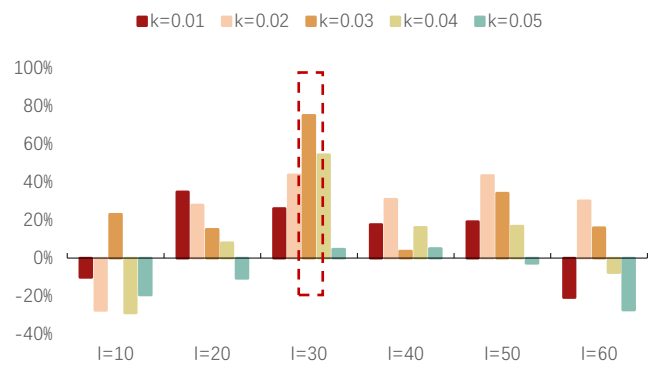


图 25 样本外 Ita-DTW 择时策略简单累计收益

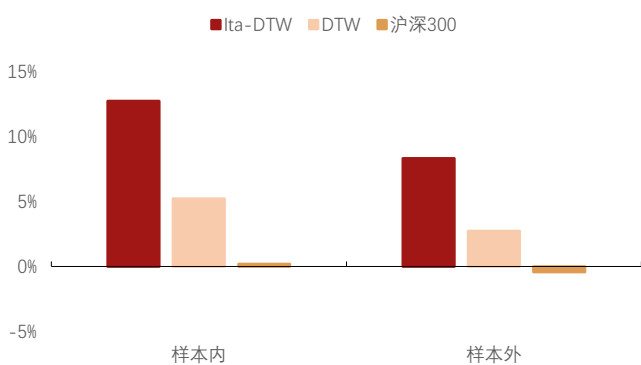


资料来源: Wind, 招商证券; 时间范围: 2007 年 4 月 26 日至 2017 年 8 月 21 日

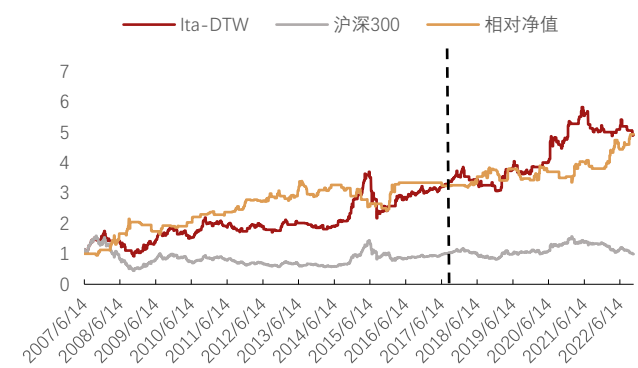
资料来源: Wind, 招商证券; 时间范围: 2017 年 8 月 22 日至 2022 年 10 月 31 日

叠加 Itakura Parallelogram 后, DTW 择时策略效果有显著改善。Ita-DTW 择时策略样本内年化收益提升至 12.72%, 最大回撤下降到 47.55%; 从样本外表现来看, 年化收益提升至 8.33%, 最大回撤下降至 20.29%, 收益回撤比和夏普比率也有显著改善。另外, 相对于 SC-DTW (需设置窗口限制参数 r), Ita-DTW 不需设置额外参数, 故下面我们应用 Itakura Parallelogram 作为全局约束方法。

图 26 Ita-DTW 择时策略和传统 DTW 择时策略表现对比 图 27 Ita-DTW 择时策略全样本表现



资料来源: Wind, 招商证券; 数据截至: 2022 年 10 月 31 日



资料来源: Wind, 招商证券; 数据截至: 2022 年 10 月 31 日

表 3: Ita-DTW 择时策略样本内外表现

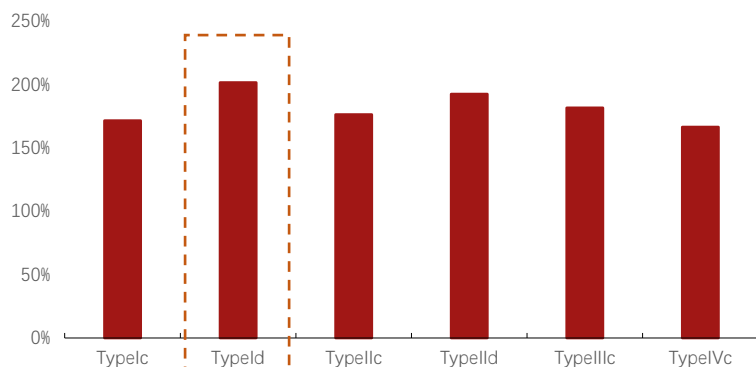
业绩指标	全样本		样本内		样本外	
	Ita-DTW	沪深 300	Ita-DTW	沪深 300	Ita-DTW	沪深 300
年化收益	11.24%	-0.01%	12.72%	0.19%	8.33%	-0.42%
最大回撤	-47.55%	-71.93%	-47.55%	-71.93%	-20.29%	-37.03%
年化波动率	22.40%	28.10%	25.26%	31.22%	15.20%	20.59%
收益回撤比	8.25	0.00	4.84	0.03	2.42	-0.06
夏普比率	0.50	0.00	0.50	0.01	0.55	-0.02
胜率	55.70%	--	56.77%	--	53.57%	--
盈亏比	1.34	1.06	1.33	1.06	1.36	1.03
年均调仓次数	11.68	--	11.51	--	12.15	--

资料来源: Wind, 招商证券; 数据截至: 2022 年 10 月 31 日

(2) 基于局部约束的 DTW 择时策略

测算在训练集中, 不同局部约束方法下 DTW 策略的收益表现, 可以发现叠加 Typeld 局部约束的 DTW 择时策略样本内收益较高, 故选取 Typeld 作为局部约束的方法。

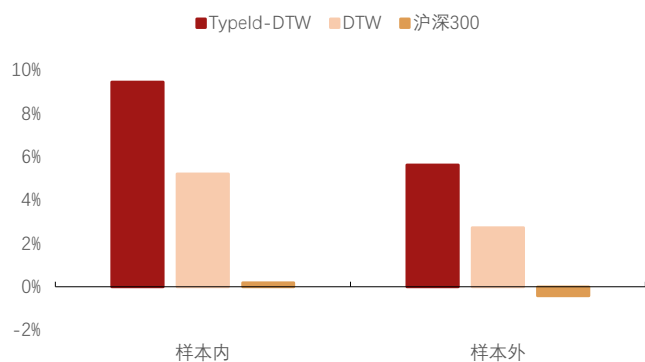
图 28 不同局部约束方法下，策略样本内简单累计收益



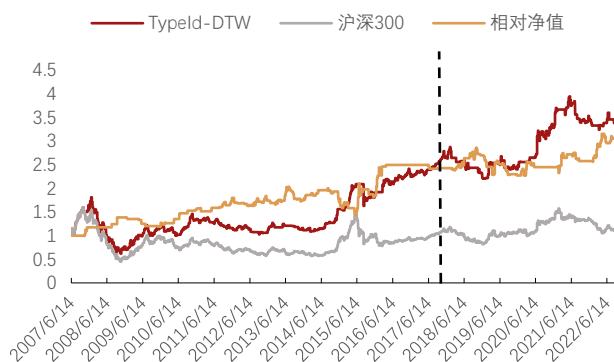
资料来源：Wind，招商证券；数据截至：2022 年 10 月 31 日

叠加 TypeId 局部约束后，DTW 择时策略效果有所提升。样本内年化收益提升至 9.46%，胜率有所提高；从样本外表现来看，年化收益提升至 5.63%，最大回撤下降至 23.26%，收益回撤比和夏普比率也有显著改善。

图 29 TypeId-DTW 择时策略和传统 DTW 择时策略表现对比 图 30 TypeId-DTW 择时策略全样本表现



资料来源：Wind，招商证券；数据截至：2022 年 10 月 31 日



资料来源：Wind，招商证券；数据截至：2022 年 10 月 31 日

表 4: TypeId-DTW 择时策略样本内外表现

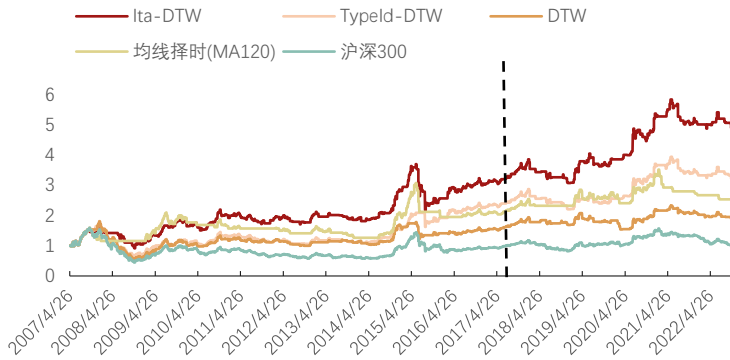
业绩指标	全样本		样本内		样本外	
	TypeId-DTW	沪深 300	TypeId-DTW	沪深 300	TypeId-DTW	沪深 300
年化收益	8.16%	-0.01%	9.46%	0.19%	5.63%	-0.42%
最大回撤	-65.65%	-71.93%	-65.65%	-71.93%	-23.26%	-37.03%
年化波动率	23.74%	28.10%	27.03%	31.22%	15.22%	20.59%
收益回撤比	3.41	0.00	2.23	0.03	1.35	-0.06
夏普比率	0.34	0.00	0.35	0.01	0.37	-0.02
胜率	54.24%	--	55.38%	--	51.98%	--
盈亏比	1.25	1.06	1.25	1.06	1.24	1.03
年均调仓次数	11.28	--	11.31	--	11.35	--

资料来源：Wind，招商证券；数据截至：2022 年 10 月 31 日

(3) 不同择时策略表现对比

最后，我们对比了几种改进算法的表现，可以发现：整体来看，Ita-DTW 择时策略的收益表现和风险控制能力较优，不论在样本内还是样本外，相对 TypeId-DTW、传统 DTW 算法以及普通均线择时策略均更为优异。另外，Ita-DTW 择时策略稳定性较强，样本外超额年化收益超 8%，回撤显著降低，收益回撤比和夏普比率较高，策略在样本外仍能发挥出较好的择时效果。

图 31 不同择时策略表现对比



资料来源: Wind, 招商证券; 数据截至: 2022 年 10 月 31 日

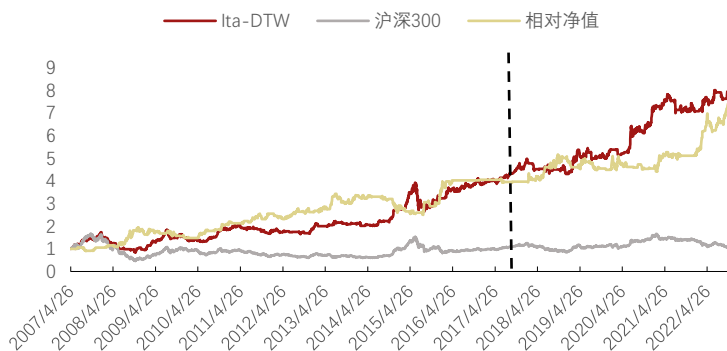
表 5: 择时策略表现对比

回溯期	业绩指标	Ita-DTW	Typeld-DTW	DTW	均线择时(MA120)	沪深 300
样本内	年化收益	12.72%	9.46%	5.22%	8.19%	0.19%
	最大回撤	-47.55%	-65.65%	-70.91%	-39.62%	-71.93%
	年化波动率	25.26%	27.03%	26.85%	20.83%	31.22%
	收益回撤比	4.84	2.23	0.93	3.01	0.03
	夏普比率	0.50	0.35	0.19	0.39	0.01
	胜率	56.77%	55.38%	54.98%	51.79%	--
	盈亏比	1.33	1.25	1.16	1.294	1.06
	年均调仓次数	11.51	11.31	9.11	4.11	--
样本外	年化收益	8.33%	5.63%	2.72%	2.96%	-0.42%
	最大回撤	-20.29%	-23.26%	-26.12%	-27.83%	-37.03%
	年化波动率	15.20%	15.22%	16.60%	15.73%	20.59%
	收益回撤比	2.42	1.35	0.55	0.56	-0.06
	夏普比率	0.55	0.37	0.16	0.19	-0.02
	胜率	53.57%	51.98%	51.59%	49.21%	--
	盈亏比	1.36	1.24	1.13	1.159	1.03
	年均调仓次数	12.15	11.35	12.95	4.60	--

资料来源: Wind, 招商证券; 数据截至: 2022 年 10 月 31 日

另外, 我们也测试了 Ita-DTW 算法在日频择时上的效果, 可以发现 Ita-DTW 在日度择时上表现也较为出色。样本内年化收益 15.57%, 胜率 54.44%, 盈亏比 1.20, 样本外年化收益 11.89%, 胜率 53.05%, 盈亏比 1.24, 且全样本最大回撤、夏普比率等均显著优于指数。

图 32 Ita-DTW 日频择时策略全样本表现



资料来源: Wind, 招商证券; 数据截至: 2022 年 10 月 31 日

表 6: Ita-DTW 日频择时策略样本内外表现

业绩指标	全样本		样本内		样本外	
	Ita-DTW	沪深 300	Ita-DTW	沪深 300	Ita-DTW	沪深 300
年化收益	14.35%	0.03%	15.57%	0.69%	11.89%	-1.33%
最大回撤	-51.21%	-72.30%	-51.21%	-72.30%	-13.43%	-39.59%
年化波动率	19.61%	26.58%	21.93%	29.25%	13.88%	20.27%
收益回撤比	12.58	0.01	6.31	0.10	5.61	-0.16
夏普比率	0.73	0.00	0.71	0.02	0.86	-0.07
胜率	53.99%	--	54.44%	--	53.05%	--
盈亏比	1.21	1.09	1.20	1.09	1.24	1.09
年均调仓次数	28.26	--	28.39	--	28.20	--

资料来源: Wind, 招商证券; 数据截至: 2022 年 10 月 31 日

四、引入宏观流动性指标的 Macro-Ita-DTW 择时策略

基于技术指标构建的择时策略可以较好地对市场短期行情进行预判，但是纯量价分析往往忽视了市场所处的宏观环境和中长期基本面趋势，难免会犯“刻舟求剑”的错误。因此，我们考虑尝试引入宏观维度来对模型进行优化和改进。由于中国市场的特殊性，相对于企业盈利，A 股市场对流动性更为敏感，故本章将在 Ita-DTW 择时策略基础上，引入宏观流动性指标 M1 和 M2 剪刀差，以期提升策略效果。

1. 宏观流动性指标

M1 和 M2 (同比增速) 的剪刀差反映货币供应量结构的变化，是能够把握市场拐点的一个宏观流动性指标。M0、M1、M2 等均是反映宏观流动性的指标：M0 指流通中现金，即在银行体系以外流通中的现金；M1 指狭义货币供应量，即 M0+企事业单位活期存款；M2 指广义货币供应量，即 M1+企事业单位定期存款+居民储蓄存款。其中，M0 最为活跃，与消费变动直接相关；M1 反映现实购买力，是经济周期波动的先行指标，流动性次于 M0；M2 代表现实购买力和潜在购买力，反映社会总需求变化和通胀压力情况。从图 33 可以看出，M1 相较 M2 变动更大，说明 M1 活跃度更高。

M1 和 M2 剪刀差呈现较强的周期性，与市场指数相关性较强。若 M1-M2 增速差上升，说明 M1 增速大于 M2 增速，企业和居民更倾向持有活期存款，可用于投资的钱变多，更多资金可以流入股市，市场流动性就会更加宽裕，但是活钱变多易导致资产泡沫和通货膨胀产生，所以 M1 和 M2 剪刀差上行至高点后往往会伴随加息和货币紧缩的周期；而当 M1-M2 增速差下降，意味着 M2 增速大于 M1 增速，企业和居民对未来经济不看好，认为当前投资机会有限，倾向于将资金沉淀下来，经济处于下行趋势，此时央行往往会采取宽松的货币政策，如通过降息等方式提高流动性，刺激经济，而此时便是宏观流动性拐点。如图 34 所示，M1 和 M2 的剪刀差与沪深 300 指数呈现较为同步的相关关系，秩相关系数达 0.31。

图 33 M1 和 M2 同比增速 (%)



资料来源：Wind，招商证券；时间截至：2022 年 10 月

图 34 M1、M2 剪刀差和股票市场关系



资料来源：Wind，招商证券；时间截至：2022 年 10 月

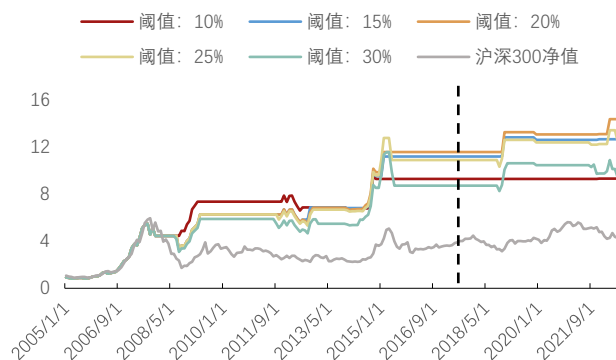
从 M1 和 M2 剪刀差的历史分位数来看，结论更加清晰：当 M1 和 M2 剪刀差的历史分位值较低（如低于 20%）时，往往预示宏观流动性拐点，股市即将触底反弹，如 2009 年初、2014 年底、2018 年底以及 2022 年 4 月底，这些时点均为大牛市或阶段性反弹的起点。因此，可以基于 M1 和 M2 剪刀差的历史分位值构建择时策略：若剪刀差指标低于阈值，发出看多信号，反之发出看空信号。样本内测试结果显示当阈值为 20% 时，择时收益最高，故后面我们以 20% 作为判断市场底部的阈值对 Ita-DTW 择时策略进行优化。

图 35 M1 和 M2 剪刀差历史分位值(%) 和沪深 300 走势



资料来源：Wind，招商证券；时间截至：2022 年 10 月

图 36 M1、M2 剪刀差择时策略净值

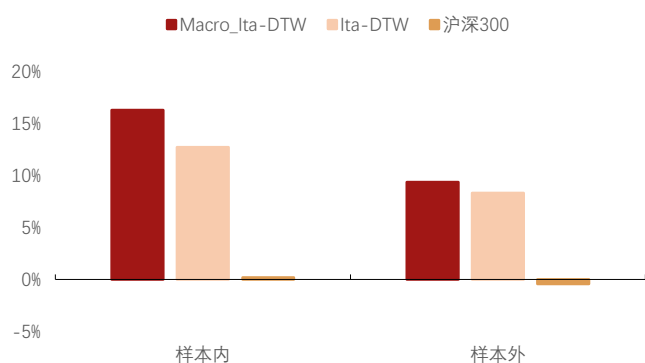


资料来源：Wind，招商证券；时间截至：2022 年 10 月

2. 叠加宏观流动性指标的 Macro-Ita-DTW 择时策略表现

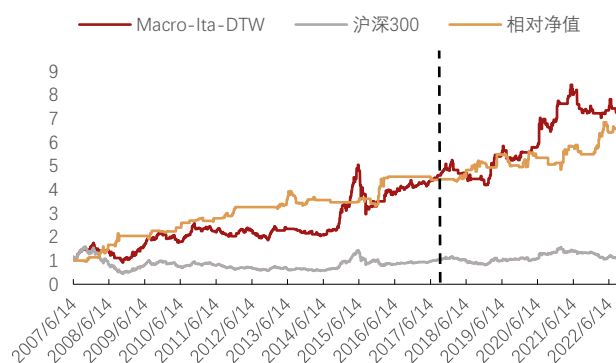
叠加 M1 和 M2 剪刀差指标后，Macro-Ita-DTW 择时策略表现进一步提升。样本内年化收益提升至 16.29%，胜率提升至 57.57%，样本外年化收益提升至 9.36%，胜率提升至 53.97%，盈亏比有所改善，样本外回撤约 20.29%，且策略换手率也有所下降，年均择时次数下降至 9 次左右。

图 37 Macro-Ita-DTW 择时策略和 Ita-DTW 择时策略表现对比



资料来源：Wind，招商证券；数据截至：2022 年 10 月 31 日

图 38 Macro-Ita-DTW 择时策略全样本表现



资料来源：Wind，招商证券；数据截至：2022 年 10 月 31 日

表 7：Macro-Ita-DTW 择时策略样本内外表现

业绩指标	全样本		样本内		样本外	
	Macro-Ita-DTW	沪深 300	Macro-Ita-DTW	沪深 300	Macro-Ita-DTW	沪深 300
年化收益	13.93%	-0.01%	16.29%	0.19%	9.36%	-0.42%
最大回撤	-47.55%	-71.93%	-47.55%	-71.93%	-20.29%	-37.03%
年化波动率	23.23%	28.10%	26.32%	31.22%	15.34%	20.59%
收益回撤比	12.71	0.00	7.36	0.03	2.78	-0.06
夏普比率	0.60	0.00	0.62	0.01	0.61	-0.02
胜率	56.37%	--	57.57%	--	53.97%	--
盈亏比	1.38	1.06	1.37	1.06	1.39	1.03
年均调仓次数	9.01	--	7.71	--	11.75	--

资料来源：Wind，招商证券；数据截至：2022 年 10 月 31 日

从分年度表现来看，Macro-Ita-DTW 择时策略在样本内外各年份均较为稳健，全样本中 16 年有 14 年跑赢指数，年度回撤和波动率也基本均低于指数。

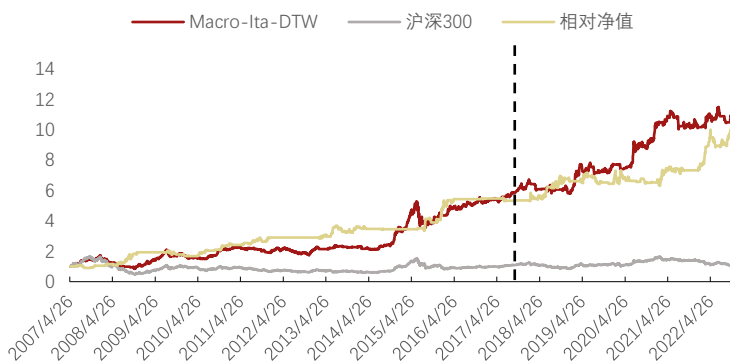
表 8: Macro-Ita-DTW 择时策略分年度业绩表现

年度	区间收益		最大回撤		年化波动率	
	Macro-Ita-DTW	沪深 300	Macro-Ita-DTW	沪深 300	Macro-Ita-DTW	沪深 300
2007 年	67.05%	47.10%	12.80%	19.84%	38.63%	42.29%
2008 年	-37.37%	-65.27%	47.55%	70.91%	34.96%	52.26%
2009 年	102.21%	89.28%	12.09%	18.42%	29.90%	32.14%
2010 年	11.65%	-12.23%	16.32%	28.09%	22.77%	25.45%
2011 年	-13.70%	-26.52%	17.85%	31.83%	17.00%	19.59%
2012 年	9.86%	9.86%	21.16%	21.16%	19.49%	19.49%
2013 年	-3.80%	-7.73%	12.35%	20.97%	12.00%	19.48%
2014 年	54.60%	51.66%	9.09%	8.43%	22.53%	22.93%
2015 年	5.26%	-1.83%	41.24%	43.10%	42.70%	45.01%
2016 年	18.73%	-2.90%	7.15%	17.05%	15.44%	21.97%
2017 年	19.54%	22.58%	5.59%	5.59%	9.84%	10.01%
2018 年	-15.73%	-27.08%	20.29%	31.03%	13.68%	19.90%
2019 年	33.24%	37.92%	10.46%	11.49%	17.99%	21.01%
2020 年	34.94%	30.48%	8.32%	12.27%	19.66%	25.07%
2021 年	-2.11%	-8.81%	14.23%	18.03%	12.69%	19.83%
2022 年	-4.58%	-25.56%	10.53%	24.51%	9.83%	16.71%
总体	604.16%	-0.22%	47.55%	71.93%	23.23%	28.10%

资料来源: Wind, 招商证券; 数据截至: 2022 年 10 月 31 日; 注: 2017 年后为样本外表现。

另外, 我们也测试了 Macro-Ita-DTW 算法在日频择时上的效果, 可以发现 Macro-Ita-DTW 在日度择时上表现出色, 样本内年化收益 19.08%, 胜率 54.83%, 盈亏比 1.20, 样本外年化收益 12.36%, 胜率 53.37%, 盈亏比 1.24, 且全样本最大回撤、夏普比率等均显著优于指数。

图 39 Macro-Ita-DTW 日频择时策略全样本表现



资料来源: Wind, 招商证券; 数据截至: 2022 年 10 月 31 日

表 9: Macro-Ita-DTW 日频择时策略样本内外表现

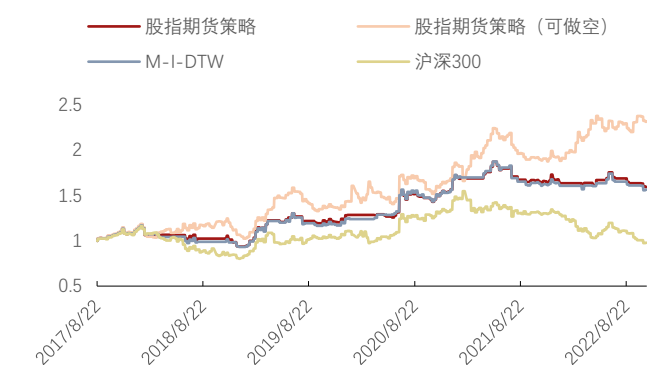
业绩指标	全样本		样本内		样本外	
	Macro-Ita-DTW	沪深 300	Macro-Ita-DTW	沪深 300	Macro-Ita-DTW	沪深 300
年化收益	16.81%	0.03%	19.08%	0.69%	12.36%	-1.33%
最大回撤	-51.21%	-72.30%	-51.21%	-72.30%	-13.57%	-39.59%
年化波动率	21.11%	26.58%	23.89%	29.25%	14.01%	20.27%
收益回撤比	18.04	0.01	9.18	0.10	5.83	-0.16
夏普比率	0.80	0.00	0.80	0.02	0.88	-0.07
胜率	54.36%	--	54.83%	--	53.37%	--
盈亏比	1.21	1.09	1.20	1.09	1.24	1.09
年均调参次数	21.31	--	18.16	--	27.80	--

资料来源: Wind, 招商证券; 数据截至: 2022 年 10 月 31 日

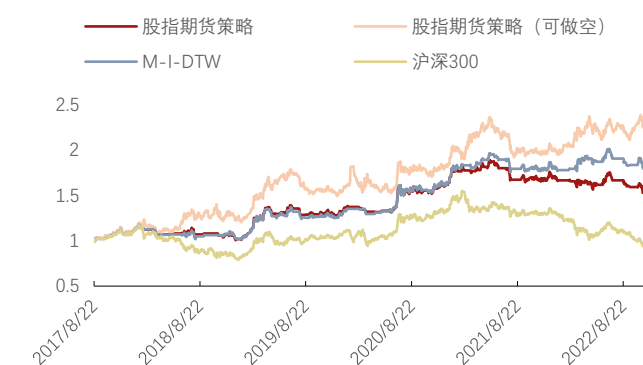
此外，以沪深 300 股指期货为交易标的考察 Macro-Ita-DTW 择时策略在样本外的实际交易表现，可以发现，周频策略的实际交易表现与模拟表现相当，年化收益均近 10%，最大回撤约 20%，可做空的周频股指期货交易策略年化收益提升至 18.20%；日频交易策略由于交易费用原因年化收益相对模拟表现有所下降，约 9%，可做空的日频股指期货交易策略年化收益约 17.67%。

图 40 基于沪深 300 股指期货的周频策略样本外表现

图 41 基于沪深 300 股指期货的日频策略样本外表现



资料来源：Wind，招商证券；数据截至：2022 年 10 月 31 日



资料来源：Wind，招商证券；数据截至：2022 年 10 月 31 日

表 10：基于股指期货的 Macro-Ita-DTW 择时策略样本外实际交易表现

频率	业绩指标	股指期货策略	股指期货策略（可做空）	Macro-Ita-DTW	沪深 300
周频	年化收益	9.72%	18.20%	9.36%	-0.42%
	最大回撤	-20.51%	-17.79%	-20.29%	-37.03%
	年化波动率	15.74%	21.82%	15.34%	20.59%
日频	年化收益	8.98%	17.67%	12.36%	-1.33%
	最大回撤	-19.02%	-18.69%	-13.57%	-39.59%
	年化波动率	14.96%	20.66%	14.01%	20.27%

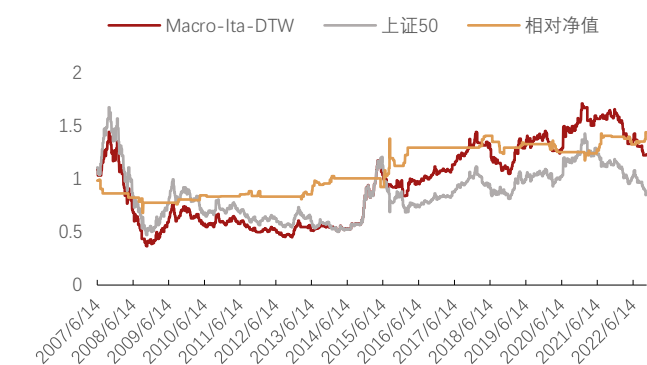
资料来源：Wind，招商证券；数据截至：2022 年 10 月 31 日

3. Macro-Ita-DTW 择时策略在其他宽基指数上的表现

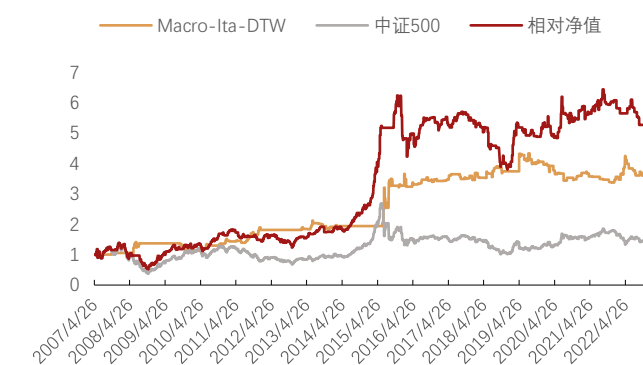
最后，我们也应用 Macro-Ita-DTW 择时策略分别在上证 50、中证 500、中证 1000、中证全指等宽基指数上进行实证分析，发现也能获得较好的择时效果。

图 42 Macro-Ita-DTW 在上证 50 上的表现

图 43 Macro-Ita-DTW 在中证 500 上的表现

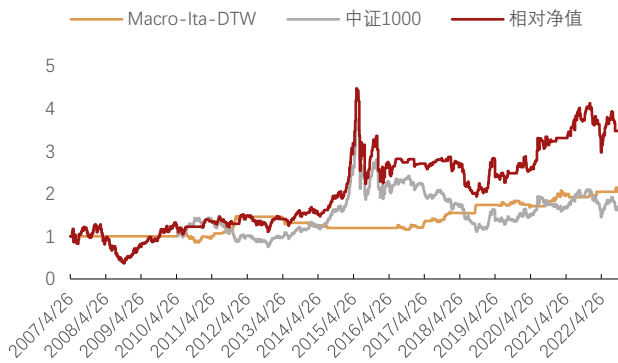


资料来源：Wind，招商证券；数据截至：2022 年 10 月 31 日



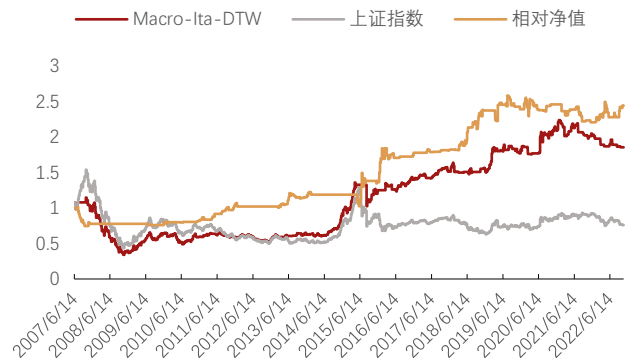
资料来源：Wind，招商证券；数据截至：2022 年 10 月 31 日

图 44 Macro-Ita-DTW 在中证 1000 上的表现



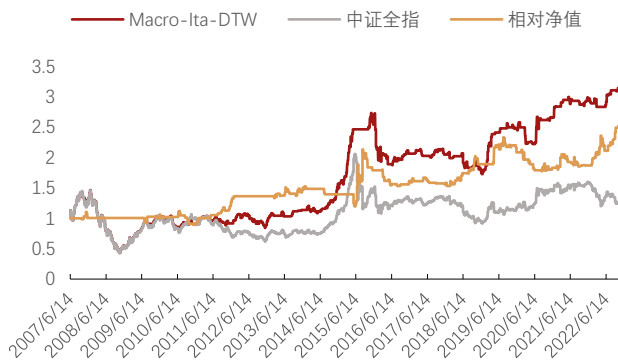
资料来源: Wind, 招商证券; 数据截至: 2022 年 10 月 31 日

图 45 Macro-Ita-DTW 在上证指数上的表现



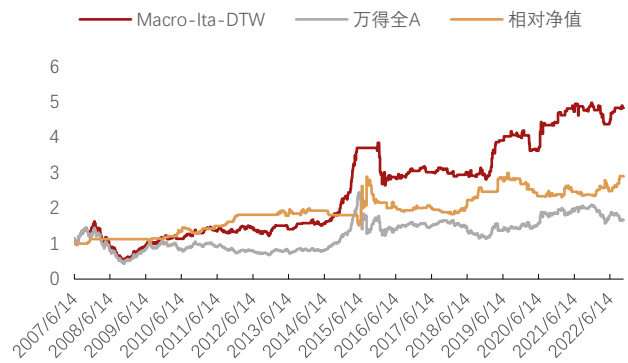
资料来源: Wind, 招商证券; 数据截至: 2022 年 10 月 31 日

图 46 Macro-Ita-DTW 在中证全指上的表现



资料来源: Wind, 招商证券; 数据截至: 2022 年 10 月 31 日

图 47 Macro-Ita-DTW 在万得全 A 上的表现



资料来源: Wind, 招商证券; 数据截至: 2022 年 10 月 31 日

表 11: Macro-Ita-DTW 在其他宽基指数上全样本表现

标的指数	上证 50	中证 500	中证 1000	上证指数	中证全指	万得全 A
超额年化	2.43%	9.15%	5.04%	6.04%	6.45%	7.61%
最大回撤	-74.71%	-62.93%	-71.28%	-70.51%	-70.77%	-69.84%
年化波动率	25.07%	27.01%	33.39%	22.70%	24.12%	23.75%
收益回撤比	0.31	6.78	3.48	1.22	3.03	5.48
夏普比率	0.06	0.43	0.26	0.19	0.33	0.47
胜率	50.27%	54.51%	55.17%	53.05%	53.05%	53.45%
盈亏比	1.08	1.29	1.20	1.16	1.24	1.32
年均调仓次数	7.95	12.69	6.41	10.15	8.95	10.02

资料来源: Wind, 招商证券; 数据截至: 2022 年 10 月 31 日

五、总结与讨论

本文基于改进的 DTW 算法，在传统 DTW 算法基础上对弯曲路径施加约束条件，并应用于指数择时。实证结果显示，基于 Ita-DTW 算法的沪深 300 择时策略样本内年化收益 12.72%，胜率 56.77%，盈亏比 1.33，样本外年化收益 8.33%，胜率 53.57%，盈亏比 1.36，且回撤显著低于标的指数，整体表现相对传统 DTW 择时策略有显著提升。

此外，本文引入宏观流动性指标 M1 和 M2 剪刀差对 Ita-DTW 择时策略进行优化改进。Macro-Ita-DTW 择时策略样本内年化收益 16.29%，胜率 57.57%，盈亏比 1.37，样本外年化收益 9.36%，胜率 53.97%，盈亏比 1.39，回撤和波动水平较小，样本内外表现相对 Ita-DTW 择时策略均有一定改善，且分年度表现也十分稳定。

最后，将 Macro-Ita-DTW 择时策略应用在其他宽基指数上，发现也能取得较好的择时效果。

展望未来，可以放松终点条件，同时考察不同长度的时间序列，从而减少模型参数（时间序列长度参数 l ），增强泛化能力；另外，亦可将本文提出的改进 DTW 算法应用于行业或风格指数以及个股，构建行业/风格轮动策略或选股策略。

参考文献:

- [1] Giorgino T. Computing and Visualizing Dynamic Time Warping Alignments in R: The dtw Package[J]. Journal of Statistical Software, 2009, 031.
- [2] Rabiner L, Juang BH. Fundamentals of Speech Recognition[M]. Prentice-Hall, Upper Saddle River, NJ, USA.
- [3] Keogh E J, Pazzani M J. Derivative Dynamic Time Warping[C]// First SIAM international conference on data mining. 2001.
- [4] Sakoe H, Chiba S. Dynamic Programming Algorithm Optimization for Spoken Word Recognition[J]. IEEE Transactions on Acoustics Speech and Signal Processing, 1978, 26(1):43-49.
- [5] Itakura F. Minimum Prediction Residual Principle Applied to Speech Recognition[J]. IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1975, 23(1):67-72.
- [6] Chotirat Ann Ratanamahatana, Eamonn Keogh. Making Time-series Classification More Accurate Using Learned Constraints[C]. In proceedings of SIAM International Conference on Data Mining (SDM'04), Lake Buena Vista, Florida, April 22-24, 2004. pp.11-22
- [7] Myers C, Rabiner L R, Rosenberg A E. Performance Tradeoffs in Dynamic Time Warping Algorithms for Isolated Word Recognition[J]. Acoustics, Speech and Signal Processing, IEEE Transactions on, 1980, 28(6):623-635.
- [8] Tormene P, Giorgino T, Quaglini S, et al. Matching Incomplete Time Series with Dynamic Time Warping: An Algorithm and an Application to Post-stroke Rehabilitation[J]. Artificial Intelligence in Medicine, 2009, 45(1):11-34.

分析师承诺

负责本研究报告的每一位证券分析师，在此申明，本报告清晰、准确地反映了分析师本人的研究观点。本人薪酬的任何部分过去不曾与、现在不与、未来也将不会与本报告中的具体推荐或观点直接或间接相关。

任瞳：首席分析师，定量研究团队负责人，管理学硕士，18 年证券研究经验，2010 年、2015 年、2016、2017 年新财富最佳分析师。在量化选股择时、基金研究以及衍生品投资方面均有深入独到的见解。

周靖明：资深量化分析师，武汉大学金融工程硕士，7 年量化策略研究开发经验。研究方向是多因子量化选股，另类 Alpha 研究，行业轮动，因子择时。此外，对 SmartBeta 基金和量化基金产品也有长期深入的研究。

罗星辰：复旦大学应用统计硕士，中央财经大学经济学学士。2021 年加入招商证券研究发展中心。研究方向为技术择时，文本挖掘等。

评级说明

报告中所涉及的投资评级采用相对评级体系，基于报告发布日后 6-12 个月内公司股价（或行业指数）相对同期当地市场基准指数的市场表现预期。其中，A 股市场以沪深 300 指数为基准；香港市场以恒生指数为基准；美国市场以标普 500 指数为基准。具体标准如下：

股票评级

强烈推荐：预期公司股价涨幅超越基准指数 20%以上

增持：预期公司股价涨幅超越基准指数 5-20%之间

中性：预期公司股价变动幅度相对基准指数介于±5%之间

减持：预期公司股价表现弱于基准指数 5%以上

行业评级

推荐：行业基本面向好，预期行业指数超越基准指数

中性：行业基本面稳定，预期行业指数跟随基准指数

回避：行业基本面转弱，预期行业指数弱于基准指数

重要声明

本报告由招商证券股份有限公司（以下简称“本公司”）编制。本公司具有中国证监会许可的证券投资咨询业务资格。本报告基于合法取得的信息，但本公司对这些信息的准确性和完整性不作任何保证。本报告所包含的分析基于各种假设，不同假设可能导致分析结果出现重大不同。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，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人的投资建议。除法律或规则规定必须承担的责任外，本公司及其雇员不对使用本报告及其内容所引发的任何直接或间接损失负任何责任。本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。客户应当考虑到本公司可能存在可能影响本报告客观性的利益冲突。

本报告版权归本公司所有。本公司保留所有权利。未经本公司事先书面许可，任何机构和个人不得以任何形式翻版、复制、引用或转载，否则，本公司将保留随时追究其法律责任的权利。