

一种新的直觉模糊时间序列预测方法

李 娜¹ 雷英杰² 郑寇全² 都继军¹

(兰州军区临潼疗养院信息科 西安 710600)¹ (空军工程大学防空反导学院 西安 710051)²

摘 要 针对现有直觉模糊时间序列预测模型论域区间划分和序列数据直觉模糊化预处理方法存在的问题,提出了一种新的直觉模糊时间序列预测算法,通过引入滑动窗口参数准确反映不确定数据集的分布特性,利用可调参的直觉模糊 C 均值聚类算法优化论域区间划分标准,基于直觉模糊范数定义语言变量直觉模糊集,有效地提高了复杂环境下时序系统的预测精度。最后,通过典型实例验证了该方法的有效性和优越性。

关键词 直觉模糊集,直觉模糊时间序列,直觉模糊范数,预测

中图法分类号 TP18 文献标识码 A

New Forecasting Method of Intuitionistic Fuzzy Time Series

LI Na¹ LEI Ying-jie² ZHENG Kou-quan² DU Ji-jun¹

(Lintong Sanatorium of Lanzhou Military Region, Xi'an 710600, China)¹

(Air Defence Institute, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China)²

Abstract Aiming at the problem that the existing intuitionistic models lack persuasiveness in partitioning interval and series data intuitionistic fuzzifying, the intuitionistic fuzzy time series forecasting model was advanced. The new method reflects the distribution characters of the uncertain data set accurately by introducing sliding windows scheme, optimizes the domain-dividing interval with the intuitionistic fuzzy C-means clustering algorithm on parameter adjusting, defines series variable intuitionistic fuzzy sets based on the intuitionistic fuzzy distance norm. Consequently, the prediction accuracy of time series in complex environment is improved effectively. Finally, the experimental results validate the efficiency and advantage of the proposed algorithm.

Keywords Intuitionistic fuzzy set, Intuitionistic fuzzy time series, Intuitionistic fuzzy normal, Forecasting

模糊时间序列(Fuzzy Time Series, FTS)能够有效地表征和处理语言值的或不完整、不准确和模糊的样本数据的预测问题,因此其相关研究得到了学术界和工程技术领域的广泛关注,并与其他预决策优化理论相融合产生了多种改进算法,较大程度地提高了时序系统的预测性能^[1-5]。而关于 FTS 的拓展研究均致力于提升系统预测精度和降低计算复杂度。直觉模糊时间序列(Intuitionistic Fuzzy Time Series, IFTS)作为 FTS 预测理论的重要扩充和发展,其序列变量的数学描述更加符合客观世界的不确定性本质,极大地扩展了时间序列对模糊不精确信息的处理功效,获得了较高的预测精度^[6]。文献^[7]规范了 IFTS 的相关定义,在基于直觉模糊 C 均值(Intuitionistic Fuzzy C Means, IFCM)聚类算法进行序列数据的直觉模糊化预处理的基础上,给出了确定性转换直觉模糊规则库算法,并构建了基于确定性转换的 IFTS 预测模型,文献^[8]通过引入滑动窗口机制和矢量量化技术,提出了长期 IFTS 预测算法,进一步扩展了 IFTS 模型的适用范围,文献^[9]利用直觉模糊关系矩阵表示多因子序列数据间的模糊关联规律,提出了基于直觉模糊关系运算的 IFTS 预测算法,克服了

启发式规则匹配时效性差的理论缺陷,提高了系统的预测效率,并允许处理多因子预测问题。然而,与 FTS 预测理论相似,IFTS 在论域区间划分以及序列数据直觉模糊化预处理中依然存在不足,基于 IFCM 聚类算法优化论域区间划分,虽能更好地反映序列数据的模糊分布特性,但其初始聚类数只能依靠确定性的经验公式计算,且需通过不断的调试来获取最优数值,算法复杂度高,利用直觉模糊逻辑定义语言变量直觉模糊集及序列数据的直觉模糊化方法,虽能较好地把握不确定性预测的客观实际,但却忽略了序列变量每一维分量对预测结果影响的差异,降低了序列数据的敏感性和可解释性,限制了不确定性时序系统预测性能的提升。因此,IFTS 预测理论的完善与拓展就成为了亟待研究解决的重要问题。

鉴于此,本文在基于直觉模糊范数定义语言变量直觉模糊集和序列数据的直觉模糊化预处理的基础上,通过调整距离参数确定最优聚类数,根据直觉模糊时序关系构建直觉模糊关系矩阵,利用矩阵运算进行 IFTS 预测,并给出了一种新的 IFTS 预测方法。最后,通过实例验证,本文算法取得了较好的预测结果。

本文受国家自然科学基金项目(61272011,60773209),国家重点实验室基金项目(2012ADL-DW0301)资助。

李 娜(1984—),女,助理工程师,主要研究方向为智能信息处理研究;雷英杰(1956—),男,教授,博士生导师,主要研究方向为模糊推理、模糊系统优化等。

1 基础理论

定义 1(直觉模糊时间序列^[7]) 假设 $Y(t)(t=1, 2, \dots)$ 为给定论域, $f_i(t) = \langle \mu_i(Y(t)), \gamma_i(Y(t)) \rangle$ 为定义在 $Y(t)$ 上的直觉模糊集, 其中 $\mu_i(Y(t)), \gamma_i(Y(t)) \in [0, 1]$ 且 $\mu_i(Y(t)) + \gamma_i(Y(t)) \leq 1$ 。若 $F(t)$ 是由 $f_i(t)(i=1, 2, \dots)$ 组成的集合, 则称 $F(t)$ 为 $Y(t)$ 上的直觉模糊时间序列。

定义 2(直觉模糊时序关系) 假设 $F(t)$ 为给定论域上的 IFTS, 若 $F(t)$ 仅由 $F(t-1)$ 确定, 即 $F(t-1) \rightarrow F(t)$, 则其直觉模糊时序关系式可表示为: $F(t) = F(t-1) \circ R(t, t-1)$, 称此为 $F(t)$ 的一阶模型, 其中 $R(t, t-1)$ 为 $F(t)$ 与 $F(t-1)$ 之间的直觉模糊关系矩阵。若 $F(t)$ 同时由 $F(t-1), F(t-2), \dots, F(t-n)$ 确定, 则其 n 阶模型可定义为:

$$F(t) = (F(t-1) * F(t-2) * \dots * F(t-m)) \circ R_w(t, t-m) \quad (1)$$

其中, $R_w(t, t-m) = \langle \mu_{R_w}(t, t-m), \gamma_{R_w}(t, t-m) \rangle$ 表示直觉模糊关系矩阵; “ \circ ”为直觉模糊合成运算符, 本文取“ $\wedge - \vee$ ”运算; “ w ”为滑动窗口参数。

定义 3(直觉模糊时序逻辑关系) 假设 $F(t)$ 为给定论域上的 IFTS, 若 $F(t-1) = A_i, F(t) = A_j$, 则一阶直觉模糊时序逻辑关系可表示为 $A_i \rightarrow A_j$, 其中 A_i, A_j 分别表示直觉模糊逻辑规则的前件和后件。同理, 可定义 n 阶直觉模糊时序逻辑关系为:

$$A_{j_1}, A_{j_2}, \dots, A_{j_m} \rightarrow A_k \quad (2)$$

其中, $F(t-m) = A_{j_1}, F(t-m+1) = A_{j_2}, \dots, F(t-1) = A_{j_m}$ 为直觉模糊逻辑规则的当前状态。

定义 4(直觉模糊范数) 设 $A = \langle \mu_A(x_i), \gamma_A(x_i) \rangle, B = \langle \mu_B(x_i), \gamma_B(x_i) \rangle$ 为论域 X 上的直觉模糊集, 依据欧氏(Euclidean)距离定义直觉模糊范数为:

$$D(A, B) = \|A - B\| = \sqrt{\frac{1}{2} \sum_i [(\mu_A(x_i) - \mu_B(x_i))^2 + (\gamma_A(x_i) - \gamma_B(x_i))^2 + (\pi_A(x_i) - \pi_B(x_i))^2]} \quad (3)$$

其中, $\pi_A(x_i), \pi_B(x_i)$ 分别为直觉模糊集 A, B 的犹豫度参数。

2 基于改进的 IFCM 聚类算法的序列论域区间划分方法

IFCM 聚类算法是目前比较流行的一种模糊聚类方法, 在许多领域均取得了成功的应用, 但其如何基于样本数据的结构特性选取最优分类数却没有较好的理论^[10]。因此, 本文给出了一种基于直觉模糊范数优化聚类数的方法, 其表达式可定义为:

$$c = [(n-1) \|D_{\max} - D_{\min}\| / \|X_{t+1} - X_t\|^k] \quad (4)$$

其中, X_t, X_{t+1} 分别为 $t, t+1$ 时刻的直觉模糊观测值; D_{\max}, D_{\min} 表示序列样本数据的极值点; n 为样本数据集维数; “[]”表示向上取整运算; k 为距离参数调节因子, 且当参数 $k=1$ 时, c 为常数, 样本间的直觉模糊距离不变; 当 $k < 1$ 时, c 逐渐减小, 样本间的直觉模糊距离被压缩; 当 $k > 1$ 时, c 逐渐增大, 样本间的直觉模糊距离被放大。由此可见, 通过动态调整距离参数 k 就可获取不同的优化聚类数 $c_1, c_2, \dots, c_i (c_i \in N^+)$ 。若将其分别运用于 IFTS 预测模型的论域区间划分,

则不仅可以得到非等间距的划分标准, 产生不同的预测结果, 而且可根据应用领域的主要评判标准选取最优预测结果, 从而有效地增强 IFTS 预测模型解决实际问题的能力。

假设论域 U 上序列原始数据集 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 。对于不同的聚类数 c_i , 首先利用 IFCM 聚类算法获取相应的聚类中心 p_1, p_2, \dots, p_{c_i} , 将相邻聚类中心的中点作为论域划分的边界点 $d_j (j \in [1, c_i - 1])$, 则 U 被划分为 c_i 个间隔 u_1, u_2, \dots, u_{c_i} , 即 $u_1 = [x_{\min} - \sigma_1, d_1], u_2 = [d_1, d_2], \dots, u_{c_i} = [d_{c_i-1}, x_{\max} + \sigma_2]$, 其中 σ_1, σ_2 为适当的常参数。其次, 对于聚类数 c_i 获取相应的预测结果, 并根据下式选取预测误差率 (E_{FER}) 最小的一组作为系统的最终预测结果, 同时得到相应的最优聚类数 c' 。

$$E_{FER} = (|V_{forecasting} - V_{actual}| / V_{actual}) \times 100\% \quad (5)$$

其中, $V_{actual}, V_{forecasting}$ 分别为样本观测值与预测值。

3 基于直觉模糊范数的直觉模糊集定义和序列数据的直觉模糊化方法

由于时序预测系统样本数据本身是不均匀分布的, 故其具有复杂的结构特性。而 FTS 预测模型语言变量模糊集的定义以及序列数据的模糊化规则都是基于隶属度函数最大化主观确定, 这样不仅无法充分体现数据的分布特性, 致使样本数据钝化, 而且会使差别不大的样本数据落在相同的区间上, 从而降低了模型对特定问题的处理功效。因此, 合理有效地定义语言变量直觉模糊集以及数据直觉模糊化方法, 对于提升 IFTS 预测精度显得尤为重要。

假设序列论域 U 被划分为 c_i 个优化子区间, 即 $U = \{u_1, u_2, \dots, u_{c_i}\}$, 本文定义其对应的语言变量直觉模糊集为:

$$A_k = (\langle \mu_1(p_k), \gamma_1(p_k) \rangle, \langle \mu_2(p_k), \gamma_2(p_k) \rangle, \dots, \langle \mu_{c_i}(p_k), \gamma_{c_i}(p_k) \rangle) \quad (6)$$

其中, $\mu_j(p_k), \gamma_j(p_k) (j, k=1, 2, \dots, c_i)$ 分别表示 p_k 对于集合 A_j 的隶属度与非隶属度函数, 且当 $k=j$ 时, $\langle \mu_j(p_k), \gamma_j(p_k) \rangle = \langle 1, 0 \rangle$; 否则:

$$\begin{cases} \mu_j(p_k) = \frac{d_{j+1} - d_j}{|d_{j+1} - p_k| + |p_k - d_j|} \\ \gamma_j(p_k) = 1 - \frac{d_{j+1} - d_j}{\lambda(|d_{j+1} - p_k| + |p_k - d_j|)} \end{cases} \quad (7)$$

其中, $d_j (j=1, 2, \dots, c)$ 为论域划分边界点; $\lambda \leq 1$ 为犹豫度调节因子。

由此可见, 利用直觉模糊关系运算可获取数据集 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 中所有样本对于 A_j 隶属程度的直觉模糊值, 并根据直觉模糊得分函数进行序列数据的直觉模糊化预处理, 得到相应的直觉模糊时间序列 $F(t) = F_1, F_2, \dots, F_t$, 其中 $F_t \in \{A_1, A_2, \dots, A_{c_i}\}$ 。

4 直觉模糊时间序列预测算法

为了能够有效地提高模糊时序系统的预测性能, 更真实准确地反映序列数据集的内部结构及其模糊波动特性, 本文提出的 IFTS 预测算法可描述为:

Step 1 定义论域和划分间隔。定义论域 $U = [x_{\min} - \sigma_1, x_{\max} + \sigma_2]$, 选取初始聚类数 c_m , 并利用 IFCM 间隔划分方法确定间隔长度, 将论域划分为 c_m 个优化子区间。

Step 2 根据式(6)定义语言变量直觉模糊集 A_j 。利用

直觉模糊关系运算规则计算数据集 X 中所有样本对于集合 A_j 隶属程度的直觉模糊值, 并获取相应的直觉模糊时间序列 $F(t)$ 。

Step 3 建立直觉模糊关系。确定最佳的窗口参数 w , 计算 $F(t)$ 对应的标准向量 $C(t)$ 和操作矩阵 $O^w(t)$:

$$C(t) = f(t-1) = [C_1 C_2 \dots C_{c_m}] \quad (8)$$

$$O^w(t) = \begin{bmatrix} f(t-2) \\ f(t-3) \\ \vdots \\ f(t-w) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} O_{11} & O_{12} & \dots & O_{1c_m} \\ O_{21} & O_{22} & \dots & O_{2c_m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ O_{(w-1)1} & O_{(w-1)2} & \dots & O_{(w-1)c_m} \end{bmatrix} \quad (9)$$

其中, $f(t-1)$ 表示 $F(t)$ 在 $t-1$ 和 $t-2$ 时刻间的直觉模糊化变动; $O_{ij} = \langle \mu_{O_{ij}}, \gamma_{O_{ij}} \rangle$, $C_j = \langle \mu_{C_j}, \gamma_{C_j} \rangle$ 为直觉模糊数值, $i \in [1, w-1]$, $j \in [1, c_m]$ 。则其相应的直觉模糊关系矩阵 $R(t)$ 可定义为:

$$R(t) = C(t) \otimes O^w(t) = \begin{bmatrix} R_{11} & R_{12} & \dots & R_{1c_m} \\ R_{21} & R_{22} & \dots & R_{2c_m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ R_{(w-1)1} & R_{(w-1)2} & \dots & R_{(w-1)c_m} \end{bmatrix} \quad (10)$$

其中, $R_{ij} = \langle \mu_{R_{ij}}, \gamma_{R_{ij}} \rangle = O_{ij}(t) \cap C_j(t)$, “ \cap ” 为直觉模糊交运算符。

因此, 根据直觉模糊关系矩阵运算就可预测模型在 t 时刻的输出值 $F(t)$:

$$F(t) = \left[\bigvee_{i=1}^{w-1} (R_{i1}) \quad \bigvee_{i=1}^{w-1} (R_{i2}) \quad \dots \quad \bigvee_{i=1}^{w-1} (R_{ic_m}) \right] \quad (11)$$

其中, $\bigvee_{i=1}^{w-1} (R_{ij}) = \langle \bigvee_{i=1}^{w-1} \mu_{R_{ij}}, \bigwedge_{i=1}^{w-1} \gamma_{R_{ij}} \rangle$ 。

Step 4 令 $c_m = c_{m+1}$, 返回 Step1 循环操作, 获取相应的 IFTS 预测值。

Step 5 去直觉模糊化操作并选取 E_{FER} 值最小的一组为最优预测结果。本文采用下式表示的直觉模糊重心法进行预测结果的去模糊化操作:

$$def(A_j) = \frac{\sum_{j=1}^{c_m} \tau_j p_j}{\sum_{j=1}^{c_m} \tau_j} \quad (12)$$

其中, $\tau_j = (\mu_j + (1 - \gamma_j)) / 2$ 为模糊趋势逼近因子, p_j 为聚类中心。

5 算法应用

为了验证算法的有效性, 如图 1 所示, 选取文献[11]中某地 6 月份日平均气温序列作为实验数据, 利用 IFTS 预测算法对其进行研究。

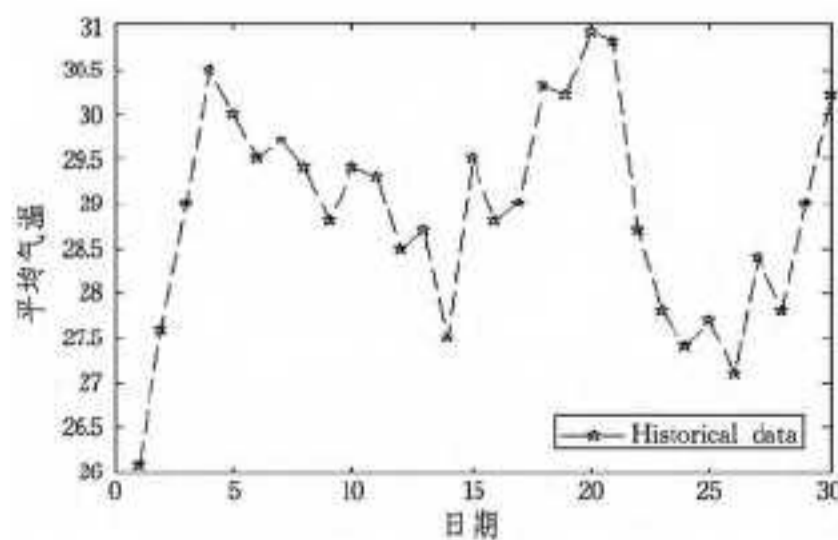


图 1 时间序列历史数据分布图

Step 1 定义论域并优化论域区间划分。令 $\sigma_1 = \sigma_2 = 0.1$, 定义序列论域 $U = [26, 31]$ 。选取初始聚类数 $c_1 = 9$ (初始聚类数是随机选取的, 仅用于描述模型的预测过程), 利用 IFCM 算法计算聚类中心: $P = \{27.4, 27.8, 28.3, 28.6, 29.1, 29.4, 29.5, 30.1, 30.8\}$, 将相邻聚类中心的中点作为子区间的分界点, 划分论域子区间为: $u_1 = [26, 27.6]$, $u_2 = [27.6, 28.05]$, $u_3 = [28.05, 28.45]$, $u_4 = [28.45, 28.85]$, $u_5 = [28.85, 29.25]$, $u_6 = [29.25, 29.45]$, $u_7 = [29.45, 29.8]$, $u_8 = [29.8, 30.45]$, $u_9 = [30.45, 31]$ 。

Step 2 定义直觉模糊集和数据直觉模糊化预处理。取犹豫度调节因子 $\lambda = 0.95$, 根据式(7) 计算语言变量直觉模糊集的隶属度与非隶属度函数值, 并将所有变量进行直觉模糊化预处理, 其结果可表示为:

$$\left\{ \begin{array}{l} A_1 = \langle (1, 0), \langle 0.13, 0.86 \rangle, \langle 0.09, 0.9 \rangle, \rightarrow \\ \quad \leftarrow \langle 0.08, 0.91 \rangle, \langle 0.07, 0.92 \rangle, \langle 0.03, 0.96 \rangle, \\ \quad \leftarrow \langle 0.05, 0.94 \rangle, \langle 0.08, 0.91 \rangle, \langle 0.06, 0.93 \rangle \rangle \\ A_2 = \langle \langle 0.8, 0.16 \rangle, (1, 0), \langle 0.44, 0.54 \rangle, \rightarrow \\ \quad \leftarrow \langle 0.24, 0.75 \rangle, \langle 0.16, 0.83 \rangle, \langle 0.07, 0.92 \rangle, \\ \quad \leftarrow \langle 0.1, 0.89 \rangle, \langle 0.14, 0.85 \rangle, \langle 0.17, 0.82 \rangle \rangle \\ \quad \vdots \\ A_3 = \langle \langle 0.24, 0.75 \rangle, \langle 0.09, 0.9 \rangle, \langle 0.1, 0.89 \rangle, \rightarrow \\ \quad \leftarrow \langle 0.13, 0.86 \rangle, \langle 0.17, 0.82 \rangle, \langle 0.12, 0.87 \rangle, \\ \quad \leftarrow \langle 0.3, 0.68 \rangle, (1, 0), \langle 0.52, 0.45 \rangle \rangle \end{array} \right.$$

Step 3 建立直觉模糊关系。确定合适的窗口参数 w , 建立直觉模糊关系矩阵并利用矩阵运算进行 IFTS 预测。本文取 $w = 5$ 。假设以预测 15 日气温为例, 其标准向量由 14 日直觉模糊化气温数据组成, 而操作矩阵则由 10—13 日的直觉模糊化气温数据构成。因此, 根据式(8) — 式(11) 求取 IFTS 预测直觉模糊关系矩阵 $R(15)$, 并计算预测 $F(15)$ 的直觉模糊取值, 其具体运算过程可描述为:

$$C(15) = [\langle 1, 0 \rangle \langle 0.69, 0.27 \rangle \langle 0.27, 0.72 \rangle \langle 0.17, \rightarrow \\ \quad \leftarrow 0.82 \rangle \langle 0.17, 0.82 \rangle \langle 0.13, 0.86 \rangle \langle 0.05, \rightarrow \\ \quad \leftarrow 0.94 \rangle \langle 0.08, 0.91 \rangle \langle 0.12, 0.87 \rangle \langle 0.09, 0.9 \rangle]$$

$$O^5(15) = \begin{bmatrix} \langle 0.42, 0.56 \rangle \langle 0.26, 0.73 \rangle \langle 0.45, 0.53 \rangle \rightarrow \\ \quad \leftarrow \langle 1, 0 \rangle \langle 0.57, 0.4 \rangle \langle 0.15, 0.84 \rangle \rightarrow \\ \quad \leftarrow \langle 0.19, 0.8 \rangle \langle 0.23, 0.76 \rangle \langle 0.14, 0.85 \rangle \\ \langle 0.47, 0.51 \rangle \langle 0.33, 0.65 \rangle \langle 0.8, 0.16 \rangle \rightarrow \\ \quad \leftarrow \langle 1, 0 \rangle \langle 0.36, 0.62 \rangle \langle 0.12, 0.87 \rangle \rightarrow \\ \quad \leftarrow \langle 0.16, 0.83 \rangle \langle 0.2, 0.79 \rangle \langle 0.12, 0.87 \rangle \\ \langle 0.32, 0.66 \rangle \langle 0.15, 0.84 \rangle \langle 0.19, 0.8 \rangle \rightarrow \\ \quad \leftarrow \langle 0.31, 0.67 \rangle \langle 0.8, 0.16 \rangle \langle 1, 0 \rangle \rightarrow \\ \quad \leftarrow \langle 0.54, 0.43 \rangle \langle 0.39, 0.59 \rangle \langle 0.19, 0.8 \rangle \\ \langle 0.31, 0.67 \rangle \langle 0.14, 0.85 \rangle \langle 0.18, 0.81 \rangle \rightarrow \\ \quad \leftarrow \langle 0.27, 0.72 \rangle \langle 0.57, 0.4 \rangle \langle 1, 0 \rangle \rightarrow \\ \quad \leftarrow \langle 0.78, 0.18 \rangle \langle 0.45, 0.53 \rangle \langle 0.21, 0.78 \rangle \end{bmatrix}$$

根据式(10)、式(11) 推理计算可得:

$$F(15) = [\langle 0.16, 0.83 \rangle \langle 0.23, 0.76 \rangle \langle 0.27, 0.72 \rangle \rightarrow \\ \quad \leftarrow \langle 0.17, 0.82 \rangle \langle 0.13, 0.86 \rangle \langle 0.05, 0.94 \rangle \rightarrow]$$

$$\leftarrow \langle 0.08, 0.91 \rangle \langle 0.15, 0.84 \rangle \langle 0.07, 0.92 \rangle$$

Step 4 分别在不同聚类数下进行 IFTS 预测,并根据度量标准选取系统的最优预测结果。根据式(4)调整距离参数因子,获取不同聚类数 c_m ,计算系统在相应聚类数下的预测误差率可知,当聚类数 $c'=7$ 时, E_{FER} 值最小。因此,选择 $c=7$ 时的预测值为系统的最优预测结果,并将其与几种常用的 IFTS 预测算法以及文献[7]提出的基于确定性转换的 IFTS 预测算法进行比较,计算各模型的预测误差 (error),结果分别如图 2、图 3 所示。

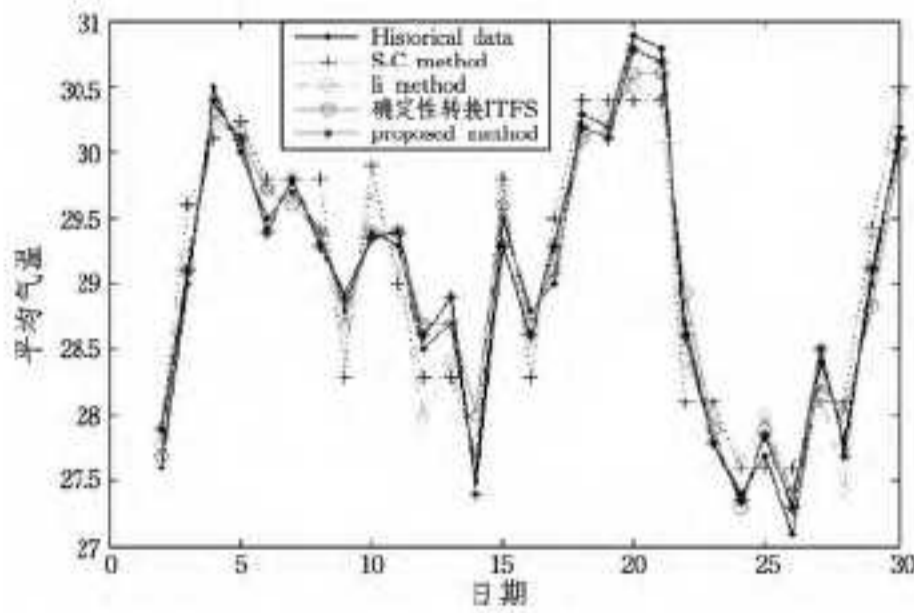


图 2 直觉模糊时间序列预测结果图

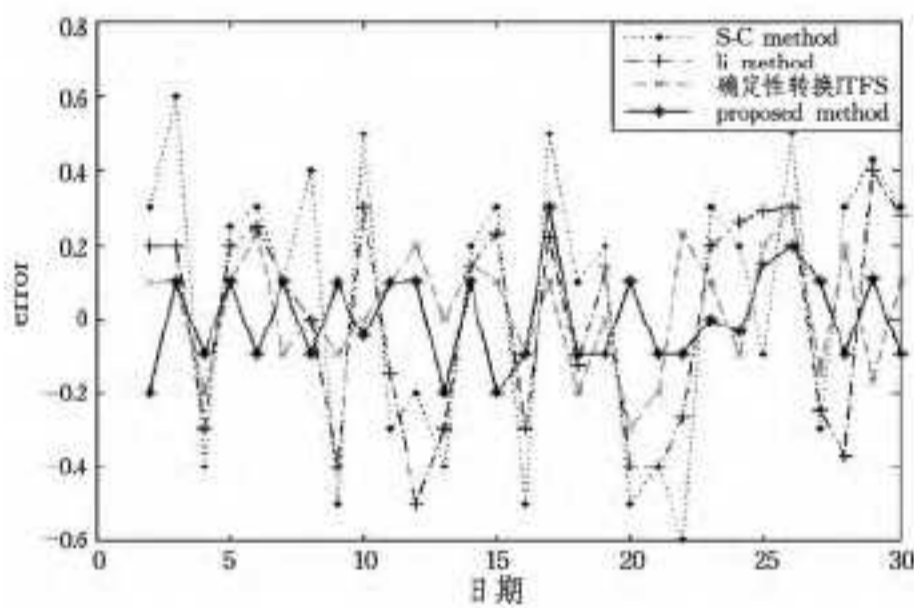


图 3 预测误差对比图

最后,根据度量标准中的平均均方差 (Avg. MSE) 和平均预测误差率 (Avg. AFER) 对文中算法的预测性能进行分析,结果如表 1 所列。

表 1 不同预测算法性能比较

预测算法	Avg. AFER	Avg. MSE
Song method ^[3]	3.72	1.565
Chen method ^[4]	3.45	1.478
Li method ^[5]	3.16	1.243
文献[7] method	2.54	0.8994
文献[8] method	2.57	0.893
本文算法 (窗口参数)	w=4	2.575
	w=5	2.563
	w=6	2.544
	w=7	2.531
	w=8	2.556

由此可见,本文从提高时序系统预测精度和增强模型泛化性能出发,利用可调参的 IFCM 聚类算法优化论域区间划分,基于直觉模糊范数进行序列数据直觉模糊化预处理操作,通过直觉模糊关系运算进行时间序列预测,充分发挥了直觉模糊集对不确定性数据集描述和推理方面的优势,不仅简化

了预测算法的复杂度,准确反映了不确定性序列数据的模糊变化特性,而且充分考虑了历史知识对预测向量的影响,有效地提升了模糊时序系统的预测性能,进一步扩展了 IFTS 模型的适用范围。

结束语 直觉模糊时间序列模型预测性能主要取决于 3 个方面:论域区间划分、序列数据直觉模糊化预处理以及直觉模糊时序关系的建立。本文针对 IFCM 聚类算法无法有效确定最优聚类数的问题,提出了一种改进的可调参 IFCM 算法,它克服了主观定义的理论缺陷,更加切合不确定数据分布的实际,基于直觉模糊范数定义语言变量直觉模糊集和数据直觉模糊化方法,准确获取序列数据的模糊变化特性,利用直觉模糊关系矩阵运算进行时间序列预测,简化了模型及其运算,提高了系统的预测精度,进一步扩展了 IFTS 预测理论的实际应用范围。通过实例验证和结果分析表明,本文模型具备较好的预测性能。如何优化窗口参数的选择,进一步提高时间序列的预测精度将是下一步研究的重点。

参考文献

- [1] Song Q, Chissom B S. Forecasting enrollments with fuzzy time series [J]. Part II. Fuzzy Sets System, 1994, 62(1): 1-8
- [2] Chen S M, Chung N Y. Forecasting enrollments using high-order fuzzy time series and genetic algorithm [J]. International Journal of Intelligent System, 2006, 21 (5): 485-501
- [3] Song Q. A note on fuzzy time series model relation with sample autocorrelation functions [J]. Cybernetics and Systems: An International Journal, 2009, 34: 93-107
- [4] Chen S M, Chung N Y. Forecasting enrollments of students by using fuzzy time series and genetic algorithm [J]. Information and Management Sciences, 2006, 17 (3): 1-17
- [5] Li S T, Cheng Y C. Deterministic fuzzy time series model for forecasting enrollments [J]. Computers & Mathematics with Applications, 2007, 55(11): 1904-1920
- [6] Castillo O, Alanis A, Garcia M, et al. An intuitionistic fuzzy system for time series analysis in plant monitoring and diagnosis [J]. Applied Soft Computing, 2007, 7(1): 1227-1233
- [7] 郑寇全, 雷英杰, 王睿, 等. 基于确定性转换的 IFTS 预测 [J]. 应用科学学报, 2013, 31(2): 204-211
- [8] 郑寇全, 雷英杰, 王睿, 等. 基于矢量量化的长期 IFTS 预测模型 [J]. 吉林大学学报, 工学版, 2013, 43(6)
- [9] 郑寇全, 雷英杰, 王睿, 等. 直觉模糊时间序列建模及应用 [J]. 控制与决策, 2013, 28(10): 1525-1530
- [10] 申晓勇, 雷英杰, 李进, 等. 基于目标函数的直觉模糊集合数据的聚类方法 [J]. 系统工程与电子技术, 2009, 31(11): 2732-2735
- [11] Li S T, Cheng Y C, Lin S Y. A FCM-based deterministic forecasting model for fuzzy time series [J]. Computers & Mathematics with Applications, 2008, 56(12): 3052-3063