

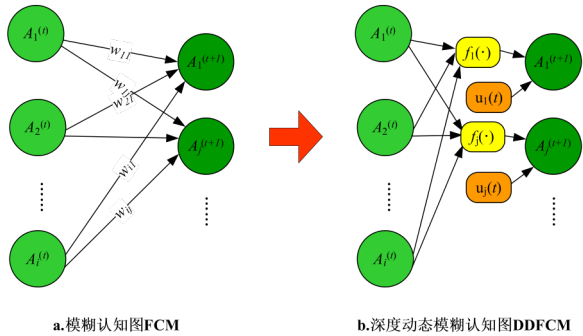
基于深度动态模糊认知图的空气质量预测与影响分析技术

1 技术背景

随着大数据、机器学习与人工智能（AI）等方法的不断发展，“黑箱”式预测方法的性能得以显著提高，但因无法明确预测背后的逻辑，即不具有可解释性，致使结果不可控，限制了在经济管理领域的广泛应用。“白箱”式模糊认知图因其在因果解释、推理预测等方面的优势而在许多管理决策中得以应用，但目前模糊认知图模型多描述静态和线性关系且预测能力欠佳。如何提高模糊认知图的预测能力，拓展其对复杂关系的可解释性，促进其更广泛推广应用（如空气质量防控）已成为模糊认知图与可解释预测理论及其应用所面临的科学问题。

2 技术方案与创新

突破模糊认知图中静态、线性关系的特性，使用深度神经网络刻画模糊认知图中的动态、非线性关系，构建深度动态模糊认知图，基于函数的梯度下降方法辨识深度动态模糊认知图模型（FCM）中的参数，建立可以实现高性能预测的深度模糊认知图理论模型（DDFCM）。提出深度动态模糊认知图的多维时间序列预测方法、不同类型关系的可解释度量方法，并将此应用于空气质量可解释预测。



Algorithm 1 The AFGD algorithm.

- 1: **Input:** Training dataset $D = \{(t, \mathbf{a}^{(t)}, z_j^{(t)})\}_{t=1}^T$.
- 2: Initialize θ_f, θ_u randomly.
- 3: Initialize $y_j^{(t)} \leftarrow z_j^{(t)}$ for $t \in [1, T]$.
- 4: **repeat**
- 5: $\theta_f \leftarrow \text{BP}(f_j(\theta_f), \{(\mathbf{a}^{(t)}, y_j^{(t)})\}_{t=1}^T)$
- 6: $y_j^{(t)} \leftarrow z_j^{(t)} - f_j(\mathbf{a}^{(t)}|\theta_f)$ for $t \in [1, T]$
- 7: $\theta_u \leftarrow \text{BP}(u_j(\theta_u), \{(t, y_j^{(t)})\}_{t=1}^T)$
- 8: $y_j^{(t)} \leftarrow z_j^{(t)} - u_j(t|\theta_u)$ for $t \in [1, T]$
- 9: **until** convergence
- 10: **return** θ_f, θ_u

$$a_j^{(t+1)} = \varphi(u_j(t) + f_j(\mathbf{a}^{(t)}))$$

$$y_{(K+1)}^{(t+1)} = \sum_{n=1}^{M_K} v_{(n1, K+1)} y_{(n, K)}^{(t)} = f_j(\mathbf{a}^{(t)})$$

$$u_j(t) = \text{RNN}(t, \text{mod}(t, \tau), u_j(t-1))$$

$$r_{ij}(\mathbf{a}) = \lim_{\Delta a_i \rightarrow 0} \frac{f_j(a_i, \mathbf{a}_{-i}) - f_j(a_i + \Delta a_i, \mathbf{a}_{-i})}{a_i - (a_i + \Delta a_i)} = \frac{\partial f_j(\mathbf{a})}{\partial a_i}$$

$$\bar{r}_{ij}(a_k) = \frac{1}{M} \sum_{a_k \in [\alpha, \beta]} r_{ij}(a_k, \mathbf{a}_{-k})$$

$$\bar{r}_{ij}^{(O)} = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M r_{ij}(\mathbf{a}^{(m)})$$

使用 DFCM-1L(DFCM 使用 1 层 ANN 表达 f 与 u 函数)、DFCM-3L(DFCM 使用 3 层 ANN 表达 f 与 u 函数)、 f_i -1L(DFCM 使用 1 层 ANN 表达 f 、无 u 函数)、 f_i -3L(DFCM 使用 3 层 ANN 表达 f 、无 u 函数)、FCM、ANN、VAR、LSTM、LSTM-U、ARIMA、W-HFCM、Naive、ES 进行预测。

3 技术创新点

- (1) 面向可解释预测的深度动态模糊认知图建模；
- (2) 深度动态模糊认知图中关系的可解释度量方法；

(3) 数据驱动下的空气质量可解释预测。

4 应用案例

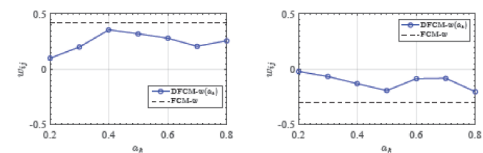
将上述方法用于北京地区空气质量预测中,基于均方根误差得到以下预测结果,结果显示DFCM方法优于其他预测方法。

| Dataset | Target Features | DFCM | FCM | ANN | VAR | LSTM | LSTM-U | ARIMA | W-HFCM | Naive | ES |
|---------|-------------------|--------------|-------|-------|-------|-------|--------|-------|--------|-------|-------|
| AQIs | PM _{2.5} | 12.73 | 29.25 | 23.38 | 18.99 | 12.84 | 14.17 | 24.11 | 14.72 | 27.06 | 70.55 |
| | NO ₂ | 9.622 | 16.01 | 12.06 | 14.85 | 9.657 | 9.716 | 19.35 | 9.900 | 22.24 | 42.66 |
| | CO | 0.264 | 0.728 | 0.719 | 0.346 | 0.269 | 0.270 | 0.440 | 0.617 | 0.487 | 1.012 |
| | O ₃ | 8.504 | 15.30 | 13.02 | 14.47 | 8.713 | 9.995 | 16.93 | 20.86 | 20.72 | 40.11 |
| | SO ₂ | 2.732 | 6.044 | 4.513 | 3.638 | 2.860 | 3.041 | 4.161 | 4.035 | 4.778 | 7.433 |

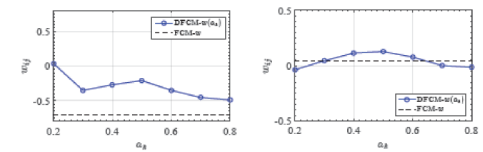
使用DFCM用于北京地区空气质量预测、气象条件对空气质量影响分析中,预测误差及影响分析如下所示。

| | DFCM-1L | DFCM-3L | f_i-1L | f_i-3L | FCM |
|---------|---------|--------------|----------|----------|-------|
| PM2.5 | 18.95 | 12.73 | 21.42 | 20.425 | 29.25 |
| NO2 | 10.46 | 9.622 | 10.68 | 10.39 | 16.01 |
| CO | 0.315 | 0.264 | 0.335 | 0.319 | 0.728 |
| O3 | 9.346 | 8.504 | 14.61 | 12.95 | 15.30 |
| SO2 | 4.246 | 2.732 | 5.008 | 4.609 | 6.044 |
| Overall | 6.143 | 4.832 | 7.361 | 6.864 | 10.47 |

| | PM2.5 | NO2 | CO | O3 | SO2 |
|----------|-------|-------|-------|-------|-------|
| Temp. | -0.53 | -0.85 | -0.76 | 0.42 | -0.36 |
| Pressure | -0.39 | -0.50 | -0.53 | -0.30 | -0.14 |
| Humidity | -0.37 | -0.30 | -0.28 | -0.71 | -0.29 |
| Wind | -0.19 | -0.55 | -0.31 | 0.04 | -0.21 |



(a) a_k :Temp., w_{ij} :Temp. \rightarrow O3 (b) a_k :Pressure, w_{ij} :Pressure \rightarrow O3



(c) a_k :Humid., w_{ij} :Humid. \rightarrow O3 (d) a_k :Wind, w_{ij} :Wind \rightarrow O3

5 对接联系

联系人: 彭珍 (经济管理学院 教授)

邮 箱: pengzhen@bupt.edu.cn