

ARTICLE INFO

Article history:

Received 8 April 2015

Received in revised form

9 July 2015

Accepted 8 October 2015

Available online 10 October 2015

Keywords:

Crude oil price forecasting

China

GRU-C

China

China University of Petroleum (Beijing)

ABSTRACT

With the China University of Petroleum (CUP) as the main data source, this paper proposes a multifactor model based on the China University of Petroleum (CUP) as the main data source...

© 2015 The Authors. Published by Elsevier B.V. This is an open access article under the CC BY-ND license (http://creativecommons.org/licenses/by-nd/4.0/).

1. Introduction

Crude oil is a key factor in the global economy. The price of crude oil has a significant impact on the global economy...

The China University of Petroleum (CUP) as the main data source, this paper proposes a multifactor model based on the China University of Petroleum (CUP) as the main data source...

* Corresponding author. E-mail: ...

c. Pădărește ecuația $s(e^{-t} + a) = 0$ (a et a 0 5).
ta te Ca B e A just et ec a ș (CBA) as
ee t, lue u e t e a ș A ee t fa e W, as a
east et.

Prices exc a e ates a ,Weat e c. f. sf. p.v. f.
a . f. c

2.2. Factors influencing carbon prices

Carbon prices are affected by several factors. The following aspects are relevant: carbon prices are affected by macroeconomic indicators, energy prices, exchange rates, and weather conditions (Ceballos et al., 2013; Wang et al., 2013).

Macroeconomic indicators: The macroeconomic indicators, such as GDP, inflation, and interest rates, have a significant impact on carbon prices. For example, a 1% increase in GDP leads to a 0.1% increase in carbon prices (Wang et al., 2013). Additionally, a 1% increase in inflation leads to a 0.2% increase in carbon prices (Ceballos et al., 2013). The relationship between macroeconomic indicators and carbon prices is complex and varies across different regions and time periods.

Energy prices: Energy prices, particularly oil and natural gas, have a strong influence on carbon prices. When energy prices rise, the cost of producing goods and services increases, leading to higher carbon prices. Conversely, when energy prices fall, the cost of production decreases, leading to lower carbon prices (Xie et al., 2010). The impact of energy prices on carbon prices is more pronounced in energy-intensive industries.

Exchange rates: Exchange rates, particularly the US dollar, have a significant impact on carbon prices. A stronger US dollar leads to higher carbon prices, while a weaker US dollar leads to lower carbon prices (Wang et al., 2010). This is because a stronger US dollar increases the cost of imported goods, leading to higher carbon prices. Conversely, a weaker US dollar decreases the cost of imported goods, leading to lower carbon prices.

Weather conditions: Weather conditions, such as temperature and precipitation, have a significant impact on carbon prices. Warmer temperatures and higher precipitation lead to higher carbon prices, while cooler temperatures and lower precipitation lead to lower carbon prices (Dittmann et al., 2010). This is because warmer temperatures and higher precipitation increase the demand for energy, leading to higher carbon prices. Conversely, cooler temperatures and lower precipitation decrease the demand for energy, leading to lower carbon prices.

2.4.2. CNN model

CNN model is a deep learning model that uses convolutional layers to extract local features from input data. It is particularly effective for image recognition and classification tasks. The model consists of an input layer, multiple convolutional layers, and a fully connected layer. The output of the convolutional layers is a set of feature maps, which are then flattened and passed through a fully connected layer to produce the final classification result.

$$y_i^{(n+1)}(\tau) = \delta \left(x_i^n + \sum_{f=1}^F K_{fi}^n \times y_f^n(\tau) \right) \quad (1)$$

where $y_i^{(n+1)}(\tau)$ is the test feature output at time $n+1$, δ is the step function, x_i^n is the test feature input at time n , K_{fi}^n is the test feature weight at time n , and $y_f^n(\tau)$ is the test feature output at time n .

2.4.3. LSTM model

LSTM model is a type of recurrent neural network (RNN) that is designed to handle long-term dependencies in time series data. It consists of a sequence of hidden states, each of which is updated based on the current input and the previous hidden state. The LSTM model is particularly effective for tasks such as speech recognition, machine translation, and time series forecasting.

$$C_t = f_t \times C_{t-1} + i_t \times \tilde{C}_t \quad (3)$$

$$h_t = o_t \times \tanh(C_t) \quad (4)$$

where f_t is the forget gate, i_t is the input gate, \tilde{C}_t is the candidate cell state, C_t is the cell state, and o_t is the output gate.

2.5. Hyperparameter optimization

Hyperparameter optimization is the process of finding the best hyperparameters for a machine learning model. This is typically done using a search algorithm such as grid search or random search. The goal is to find the combination of hyperparameters that results in the highest performance on a validation set.

et al. (2017) state that effective use of hyperparameters is crucial for the performance of deep learning models. They propose a systematic approach to hyperparameter optimization that involves defining a search space and using a search algorithm to find the best hyperparameters.

The authors state that the effective use of hyperparameters is crucial for the performance of deep learning models. They propose a systematic approach to hyperparameter optimization that involves defining a search space and using a search algorithm to find the best hyperparameters.

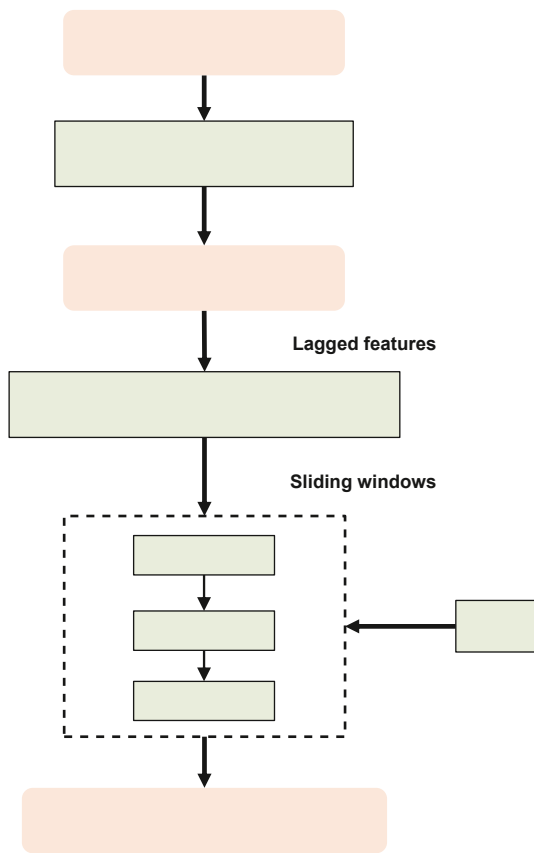


Fig. 3. Workflow of the proposed forecasting framework.

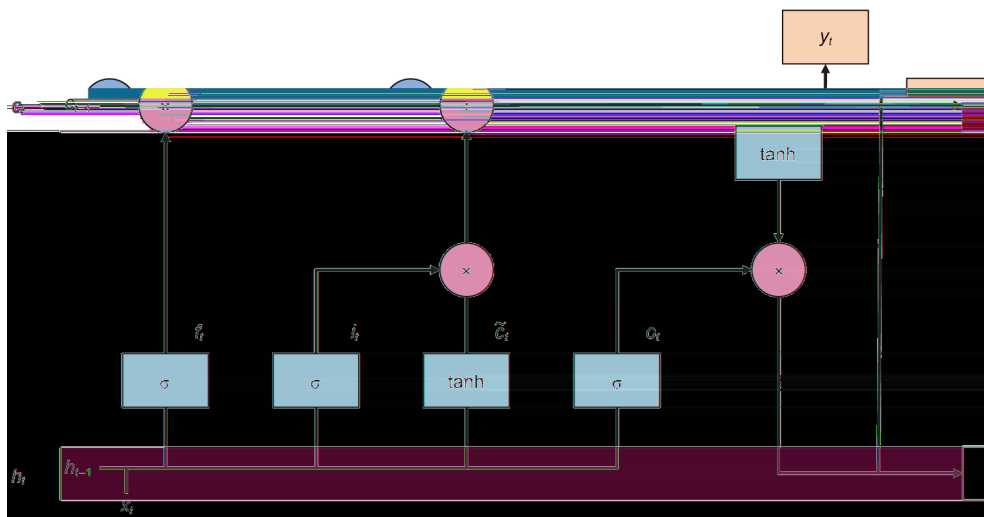


Fig. 2. The detailed structure of the LSTM cell.

Step 3: Given the encoder output sequence $\{x_i, y_i\}$, the decoder generates the output sequence $\{z_i\}$ by iteratively feeding the previous output z_{i-1} and the current encoder output x_i into the decoder.

2.6. Hybrid framework

The overall architecture of the proposed framework is shown in Figure 3. The encoder processes the input sequence $\{x_i\}$ and the decoder generates the output sequence $\{z_i\}$.

ICEEMDAN decomposition: The input sequence $\{x_i\}$ is decomposed into C components using the ICEEMDAN method. Each component $\{x_{i,c}\}$ is processed by the encoder. The decoder then reconstructs the output sequence $\{z_i\}$ by combining the outputs of the decoder for each component.

Hybrid deep learning module: The GRU is used to process the input sequence $\{x_i\}$ and generate the output sequence $\{z_i\}$. The GRU is trained to capture the temporal dependencies in the input sequence. The output sequence $\{z_i\}$ is then processed by the decoder to generate the final output sequence $\{y_i\}$.

Appendix B. The parameter α was varied from 5 to 8 to assess the effect of α on the performance of the algorithm. The results are shown in Table 1. The results indicate that the performance of the algorithm is not significantly affected by the value of α .

The accuracy of the algorithm was evaluated using the test set. The results are shown in Table 2. The results indicate that the accuracy of the algorithm is high, and that the performance of the algorithm is not significantly affected by the value of α .

4.1. ICEEMDAN decomposition of carbon prices

The results of the ICEEMDAN decomposition of carbon prices are shown in Table 3. The results indicate that the decomposition of carbon prices into different components is effective, and that the performance of the algorithm is not significantly affected by the value of α .

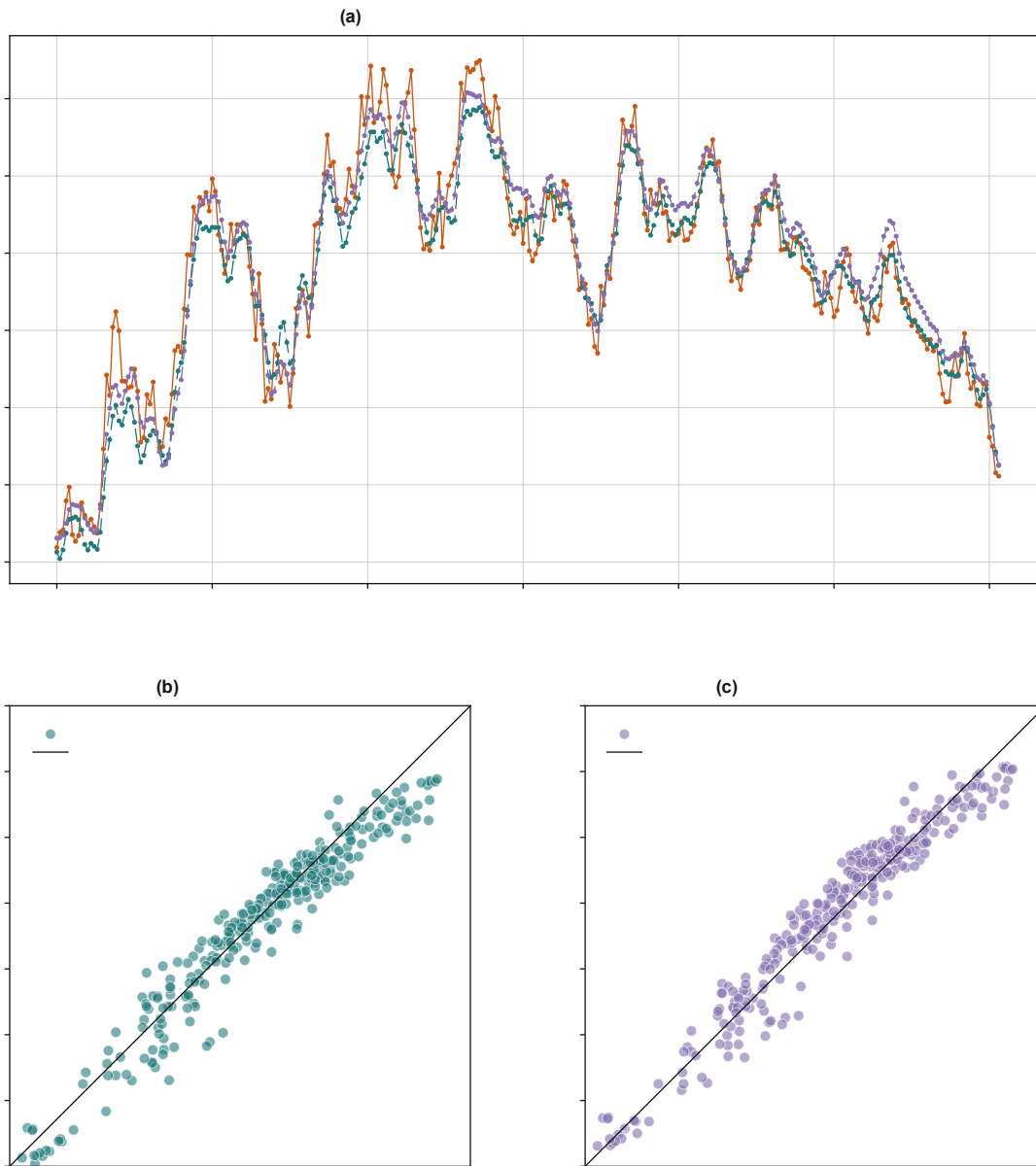


Fig. 8. Comparison of predicted and actual values after the backpropagation.

The feature weights are effectively captured by the feature selection algorithm. The results are shown in Fig. 8(a) and (b). The GRU-CNN model captures the essential features of the data, and the predicted values are highly accurate.

4.3. GRU-CNN-LSTM model based on BO

The prediction accuracy of the GRU-CNN model is evaluated by the mean absolute error (MAE) and the root mean square error (RMSE). The MAE is 0.001, and the RMSE is 0.001. The results are shown in Fig. 8(a) and (b). The GRU-CNN model captures the essential features of the data, and the predicted values are highly accurate.

The prediction accuracy of the GRU-CNN model is evaluated by the mean absolute error (MAE) and the root mean square error (RMSE). The MAE is 0.001, and the RMSE is 0.001. The results are shown in Fig. 8(a) and (b). The GRU-CNN model captures the essential features of the data, and the predicted values are highly accurate.

The prediction accuracy of the GRU-CNN model is evaluated by the mean absolute error (MAE) and the root mean square error (RMSE). The MAE is 0.001, and the RMSE is 0.001. The results are shown in Fig. 8(a) and (b). The GRU-CNN model captures the essential features of the data, and the predicted values are highly accurate.

este GRU-C - T-B, e acțives euctis
 A a R a f, 5.38 t, 63.65 a 8.97-6
 expective, p, ve pe ctive p f, a ce p, v, es, e
 accu ate a t, e ec s, s, p, t, f, ca, a et p a t c
 p a t s e a t e t ette a v a t e a et v, a t a
 p e e t e f f e c t i v e t a, p, s t a t e c s.

4.4. Discussion

Ca, p ce uctuat, s, ect affect t e ec, cv a
 f W-ca, tec, p, jects, As C, a a v a c e s t, W a t s
 ca, e u t a, a, ca, p, ces a e x p e c t e t, se stea
 (a e t a 0 5). T, s, a e s a c c u a t e f, e c a s t, f C, a, s, ca,
 a v e t p, ces e s s e t a t, p, f, u a t, v e s t e t e
 c s, s a p, j e c t, p e a t, s, t, f u t e v a t e t e a p p a
 f t e p, p, s e f a e W, f, f, e c a s t, ca, p, ces, u
 e c e e x t e a f a c t, s t e C, a, s, a t, a T p, ces a e
 s e c t e a s a a t, a t a s e t f, s, u a t, T e c a, p, ce
 a t a (c, s, p, ce), f C, a, s, a t, a T a e, t a, e f, t e
 f, c a, ca, t a, p, a t f, f C, a (t t p: / / W W W t a j a.

Ciásca, a et. e.ve. W e c. Pa. t e P e f. -
a ce. P. ve e ts. f t e. i. fa e W. i. ve e c a
e. s. i. ec. es e v. e t t at C iásca. a et e e. ts
e. s. i. ca t. f. t e. t. u c t. f t e. i. fa e W. i.
t e U. t t e G. R. U. - C. - T. - B. e. e. l u c e s. A. a

se ue t'a a i'cs. T'is s e e a e t e , e t
ette a e t s i t t e s a a u p t a e t
uctuat' s

() Be , a c i'ectu a p ,ve e t s t e i'c. p. at' , f
B s i'ca t e a c e s t e , e s t e s s a a c
cu ac . B s s t e a t i'ca t u i' p e p a a e t e s s i'c a s
e a t e a e e s i' s B p e v e t s u e -
f t' , v e t t' a p , v e s t e , e a t t'
a a p t t . c . p e a c a e s , c a , p i'c e -
a i'cs . p i'ca e s t s . W t a t t e G R U - C - T - B
e

Table A1
Descriptive statistics of California Price dataset.

Category	Mean	Std. Dev.	Min.	Max.	5%	50%	75%	95%
Crude	60.6	1.07	30.97	105.00	55.73	58.00	63.86	105.00
Crude 600	33.95	1.0867	70.19	376.37	307.0	33.53	3350.11	376.37
Crude 300	1078.0	1.133	3179.63	561.75	377.70	3999.11	3060	561.75
Crude 100	188.1	90.33	93.5	138.35	119.00	111.0	55.53	138.35
Brent	87.1	1.10	65.18	117.98	79.03	81.58	91.81	117.98
Gas	1.3	1.10	1.55	9.65	1.56	2.76	5.8	9.65
Gas 500	135.78	380.58	3577.03	551.35	1059.1	1369.01	1566.88	551.35
UA	77.3	1.150	51.16	98.01	68.13	80.1	86.5	98.01
Diesel	3115.19	105.18	875.51	39807.37	3310.03	3111.1	35156.56	39807.37

Appendix B

Fig. B1. Electricity and fuel price forecast

References

A. C. A. U. et al. (2017). Electricity price forecasting: A review of the state-of-the-art. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 88, 1667–1691. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2017.07.066>.

A. C. A. W. W. J. et al. (2018). US electricity price forecasting: A review of the state-of-the-art. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 99, 79–88. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2018.07.035>.

Atsahol, G. (2016). US electricity price forecasting: A review of the state-of-the-art. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 63, 107–116. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2016.07.019>.

Basak, A. V. (2017). A review of electricity price forecasting. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 73, 106–111. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1364033316300691>.

B. V. A. B. et al. (2017). US electricity price forecasting: A review of the state-of-the-art. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 73, 106–111. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1364033316300691>.

C. E. A. X. O. (2018). A review of electricity price forecasting: A review of the state-of-the-art. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 99, 79–88. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2018.07.035>.

C. E. A. J. U. D. C. R. et al. (2018). A review of electricity price forecasting: A review of the state-of-the-art. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 99, 79–88. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2018.07.035>.

C. C. e. e. B. C. e. e. C. e. t. a. 0. P. ase e. p. e. s. e. t. a. t. s. e. c. e. e. e. c. e. f. s. t. a. t. i. c. a. a. c. i. e. t. a. s. a. t. a. X. Y. 06-078. [https://doi.org/10.1016/j.petsec.2024.06.078](#).

C. C. as. A. c. t. a. e. G. T. e. s. 0. P. v. e. c. p. e. t. e. e. s. e. D. A. s. i. t. a. e. t. e. c. a. s. a. b. c. e. s. s. B. e. v. a. l. e. C. 0-9. [https://doi.org/10.1016/j.petsec.2024.06.009](#).

C. X. u. D. 0. C. a. P. c. e. P. t. t. e. v. a. e. c. a. s. t. a. s. e. W. a. d. e. e. c. P. s. t. a. e. e. p. e. a. c. t. e. e. e. s. W. e. t. a. s. s. e. t. J. C. e. a. 83. [https://doi.org/10.1016/j.petsec.2024.06.008](#).

D. a. X. X. D. u. c. T. e. t. a. 0. T. e. P. a. c. t. f. e. c. c. p. u. c. e. t. a. f. e. s. t. e. v. f. u. P. e. a. c. a. a. e. t. f. C. t. a. e. t. s. 6-00-08. [https://doi.org/10.1016/j.petsec.2024.06.008](#).

D. a. V. T. a. V. W. D. A. e. t. a. 0. 5. C. a. X. e. s. t. a. e. a. c. u. l. t. i. v. e. p. e. c. t. s. u. c. v. e. t. a. e. s. e. v. s. a. p. p. l. y. P. t. z. e. a. c. e. a. e. e. t. c. (1) 96-3-3. [https://doi.org/10.1016/j.petsec.2024.06.006](#).

D. e. D. A. W. A. 079. D. s. t. u. t. i. f. t. e. e. s. t. a. t. s. f. a. u. t. e. s. s. i. v. e. t. i. e. s. e. s. w. i. t. a. t. t. f. A. t. a. t. A. s. s. c. (366) 7-3-1.

D. i. a. s. a. D. a. t. a. C. a. a. t. s. s. A. 0. i. v. e. s. t. a. t. e. a. c. a. e. s. a. c. a. x. e. e. s. s. s. e. c. c. w. t. a. e. w. a. a. e. e. w. a. e. e. c. s. t. P. t. i. v. a. c. e. f. e. v. e. b. c. u. t. i. e. s. v. c. t. e. c. t. e. (8) 3(3) 09-09-08. [https://doi.org/10.1007/s11856-011-068-6](#).

D. i. t. a. A. 0. B. e. a. f. e. c. a. s. t. t. e. v. a. t. f. c. a. e. s. s. i. a. e. t. t. e. f. f. u. s. t. e. v. a. P. s. a. P. c. e. s. J. C. e. a. 77-78. [https://doi.org/10.1016/j.petsec.2024.06.005](#).

J. Y. e. f. e. t. a. 0. e. P. c. e. P. e. c. t. a. s. e. e. p. e. t. c. P. e. t. a. a. s. a. a. t. e. e. c. u. e. t. u. t. e. a. e. t. W. e. e. 89-16-78. [https://doi.org/10.1016/j.petsec.2024.06.004](#).

J. a. A. D. a. c. a. t. C. a. A. 0. 6. T. e. u. P. e. a. U. e. s. s. s. t. a. s. t. e. v. t. e. a. s. a. c. u. t. i. v. c. (1) 0. [https://doi.org/10.1016/j.petsec.2024.06.003](#).

J. e. D. u. a. Y. W. a. X. e. t. a. 0. 3. C. a. P. c. e. P. e. c. t. a. s. e. e. c. P. s. t. t. e. c. u. e. a. e. t. e. a. e. t. u. s. t. P. t. z. e. t. e. e. W. P. t. z. e. a. t. c. r. e. p. (1) 8-17. [https://doi.org/10.1016/j.petsec.2024.06.002](#).

J. e. D. i. a. X. e. t. a. 0. e. c. a. s. t. c. a. P. c. e. s. t. e. e. z. e. a. e. t. C. a. t. e. f. x. e. f. e. u. e. c. f. a. c. t. s. e. 7-169-76. [https://doi.org/10.1016/j.petsec.2024.06.001](#).

J. Y. T. a. C. 0. 0. A. f. a. e. W. f. c. a. t. a. P. c. e. f. e. c. a. s. t. t. e. e. f. u. p. u. e. c. e. f. a. c. t. J. C. e. a. 6-10378. [https://doi.org/10.1016/j.petsec.2024.06.000](#).

J. t. e. a. e. 0. 0. A. c. a. P. c. e. t. e. f. e. U. T. e. s. a. t. e. s. e. 7-11005. [https://doi.org/10.1016/j.petsec.2024.06.000](#).

J. c. e. t. e. c. u. e. f. 097. s. t. e. e. e. e. u. a. e. p. l. u. t. 9 (8) 735-780.

J. a. W. W. a. e. t. a. 0. C. v. u. t. a. e. u. a. e. t. W. f. e. c. a. s. t. u. P. e. a. U. e. a. v. e. s. f. u. t. e. s. u. s. a. v. e. u. c. s. t. a. e. t. a. s. f. a. t. e. t. e. c. (1) 060-9. [https://doi.org/10.1016/j.petsec.2024.06.000](#).

J. X. a. T. u. e. t. a. 0. 0. T. e. f. a. t. s. p. i. v. e. e. t. W. e. e. c. a. P. c. e. a. P. W. e. s. e. c. t. e. t. s. e. v. e. c. e. f. t. e. a. j. u. P. e. a. e. c. t. i. c. - P. a. e. s. J. C. e. a. 08-178-187. [https://doi.org/10.1016/j.petsec.2024.06.000](#).

J. Y. Y. C. e. 0. P. c. a. e. e. c. P. s. t. u. s. e. e. p. e. a. e. a. c. a. a. e. t. f. e. c. a. s. t. e. e. f. C. P. l. u. t. c. 8 e-076. [https://doi.org/10.1016/j.petsec.2024.06.000](#).

J. X. u. e. u. 0. a. s. t. u. t. i. f. e. c. a. s. t. f. c. a. a. W. a. c. P. c. e. s. a. e. e. t. s. e. u. p. e. u. e. c. f. a. c. t. s. e. c. (1) 06-89. [https://doi.org/10.1016/j.petsec.2024.06.000](#).

J. u. a. X. u. D. e. t. a. 0. e. c. a. s. t. c. a. P. c. e. C. y. a. a. u. e. t. P. a. s. t. f. v. Res. 8-10 (1) 6-7. [https://doi.org/10.1016/j.petsec.2024.06.000](#).

J. u. D. 0. 3. C. a. P. c. e. f. e. c. a. s. t. a. s. e. s. e. c. a. e. c. P. s. t. a. f. e. a. t. e. s. c. e. e. v. e. 78-17783. [https://doi.org/10.1016/j.petsec.2024.06.000](#).

J. a. X. e. T. W. a. T. e. t. a. 0. 5. C. a. a. s. s. e. t. s. a. e. a. e. s. t. i. f. i. c. e. t. t. s. t. a. t. C. a. s. a. f. e. s. t. a. s. s. P. W. e. e. e. a. t. C. e. R. e. p. t. s. u. s. t. a. a. [https://doi.org/10.1016/j.petsec.2024.06.000](#).

J. a. s. a. e. t. B. a. t. a. A. V. a. 007. P. c. e. s. e. e. a. W. e. a. t. e. e. J. 8 (3) 73-9. [https://doi.org/10.1016/j.petsec.2024.06.000](#).

J. a. Y. Y. X. 0. A. f. e. c. a. s. t. a. p. p. a. c. f. C. a. s. a. t. a. a. v. e. s. s. a. W. a. c. e. P. c. e. s. W. i. t. a. c. e. a. c. c. u. a. c. a. t. e. p. e. t. a. J. v. v. a. 35-10873. [https://doi.org/10.1016/j.petsec.2024.06.000](#).

J. f. u. Y. Y. e. T. e. t. a. 0. 3. a. t. a. v. e. f. a. e. W. f. s. a. e. a. s. P. u. c. t. P. e. f. a. c. e. a. a. s. v. a. e. t. e. a. c. e. e. a. a. P. t. z. a. t. a. p. p. a. c. e. s. e. t. c. (1) 77-9. [https://doi.org/10.1016/j.petsec.2024.06.000](#).

J. e. f. e. U. 009. U. s. s. a. W. a. c. e. s. a. t. e. s. t. c. a. e. t. e. v. e. c. e. f. t. e. e. e. t. c. t. u. s. t. c. c. (68) 116-116. [https://doi.org/10.1016/j.petsec.2024.06.000](#).

J. X. G. a. X. W. a. T. e. t. a. 0. 5. v. v. c. a. e. c. p. t. c. s. t. P. a. t. s. f. t. e. U. c. a. e. A. j. u. s. t. e. t. c. e. a. s. C. a. s. e. t. a. u. s. t. c. e. J. 83. [https://doi.org/10.1016/j.petsec.2024.06.000](#).

X. a. X. W. a. e. t. a. 0. P. v. e. f. t. e. a. t. a. u. e. P. c. e. s. C. a. v. e. e. W. a. e. P. c. e. s. a. P. c. e. f. e. c. a. s. t. : D. a. f. f. e. u. e. c. a. t. a. f. P. v. a. t. e. t. e. P. c. e. s. a. C. a. e. e. e. s. e. t. c. (3) 133-133. [https://doi.org/10.1016/j.petsec.2024.06.000](#).

X. a. u. e. V. R. a. V. e. t. a. 0. T. e. e. f. f. e. c. t. s. f. t. e. a. s. c. i. a. t. e. a. e. e. t. s. t. c. a. e. t. s. v. e. c. e. f. t. e. G. e. a. s. t. c. a. e. t. A. P. p. c. 51(57) 6068-6075. [https://doi.org/10.1080/00036876.09.6158](#).

X. e. e. e. e. t. a. 0. 0. A. v. e. e. c. P. s. t. e. s. e. a. s. e. c. a. P. c. e. f. e. c. a. s. t. e. t. e. a. t. e. W. i. t. C. a. P. t. z. a. e. c. t. C. P. l. u. t. c. 55(1) 19-173. [https://doi.org/10.1007/s10671-08-986-1](#).

X. W. e. A. X. X. e. t. a. 0. A. C. - T. a. s. e. e. e. p. e. a. e. v. i. t. a. c. c. u. a. c. a. u. s. t. e. s. s. f. c. a. P. v. e. f. e. c. a. s. t. : A. c. a. s. e. f. e. z. e. s. c. a. a. e. t. C. a. f. v. v. a. a. 35-108-108. [https://doi.org/10.1016/j.petsec.2024.06.000](#).

X. W. W. a. Y. 0. a. c. t. a. a. s. a. c. a. P. c. e. P. e. c. t. a. s. e. e. P. c. a. e. e. c. P. s. t. a. e. a. s. t. s. u. e. s. s. t. o. p. p. t. v. e. c. t. a. c. e. P. t. z. e. P. v. e. P. a. t. i. c. i. w. a. P. t. z. a. t. C. a. a. a. (3) 36-39. [https://doi.org/10.1080/07583007.0.0755597](#).

X. W. a. X. 0-7. D. e. p. e. e. c. c. a. e. s. e. w. e. t. e. c. a. P. c. e. a. i. s. f. u. a. e. t. a. A. u. a. t. e. e. s. s. a. p. p. a. c. A. P. P. e. 80-306-35. [https://doi.org/10.1016/j.petsec.2024.06.000](#).

X. Y. W. e. 0. P. u. s. t. e. a. e. a. P. e. c. t. i. f. c. a. P. c. e. v. e. e. t. u. s. e. s. e. s. p. v. e. e. f. a. t. x. P. e. t. s. t. A. P. P. 55-1185. [https://doi.org/10.1016/j.petsec.2024.06.000](#).

X. Y. A. T. u. C. G. 0. 0. T. e. u. P. e. a. U. e. s. s. t. a. s. c. e. e. a. i. s. Y. e. s. Y. a. a. 31-116. [https://doi.org/10.1016/j.petsec.2024.06.000](#).

X. Y. C. u. X. 0. A. v. e. a. e. W. f. c. a. P. c. e. P. e. c. t. u. s. c. P. e. e. s. y. e. f. e. a. t. u. e. s. c. e. e. v. e. c. t. a. a. t. e. e. c. u. e. t. u. t. a. G. a. l. u. s. s. a. P. c. e. s. e. s. s. J. C. e. a. 3-180. [https://doi.org/10.1016/j.petsec.2024.06.000](#).

X. Y. W. a. T. 0. T. a. e. W. s. c. a. e. a. e. a. t. e. U. s. s. s. T. a. u. s. t. e. e. c. 07556. [https://doi.org/10.1016/j.petsec.2024.06.000](#).

X. Y. W. a. Y. e. t. a. 0. 3. A. v. e. e. e. p. e. a. c. a. P. c. e. s. t. e. P. e. c. t. e. v. i. t. u. a. t. a. e. a. t. t. e. t. e. c. a. s. A. P. P. e. 37-1880. [https://doi.org/10.1016/j.petsec.2024.06.000](#).

X. Y. W. a. Y. 0. A. c. a. P. c. e. f. e. c. a. s. t. e. c. t. i. e. s. e. s. c. i. s. t. e. a. a. t. a. e. t. a. t. e. 308-1399. [https://doi.org/10.1016/j.petsec.2024.06.000](#).

X. Y. T. a. B. 0. 3. D. e. s. c. a. e. s. s. t. a. s. c. e. e. e. a. P. v. e. t. e. e. e. e. f. e. c. t. v. e. c. e. f. C. a. s. a. s. t. e. e. u. s. t. e. 77-1773. [https://doi.org/10.1016/j.petsec.2024.06.000](#).

X. e. a. J. f. e. t. a. 0. C. a. P. c. e. P. e. c. t. c. s. e. c. t. a. t. e. c. a. e. t. a. t. a. s. e. f. a. e. W. c. A. a. 38-10. [https://doi.org/10.1016/j.petsec.2024.06.000](#).

X. W. W. a. J. a. Y. e. t. a. 0. 5. A. P. t. z. e. e. c. P. s. t. t. e. a. t. f. a. e. W. f. c. a. P. c. e. P. e. c. t. a. s. e. u. t. a. f. a. c. t. W. s. t. a. e. f. e. a. t. e. e. e. u. c. t. A. e. P. e. Res. 35 (1) 9-166. [https://doi.org/10.1007/s10790-0858](#).

X. Y. G. u. a. X. e. t. a. 0. 5. R. a. p. e. t. e. c. t. f. c. s. t. u. e. c. t. e. t. a. s. e. P. v. e. C. D. A. a. t. c. e. W. i. t. C. B. G. U. e. C. e. 65-183. [https://doi.org/10.1016/j.petsec.2024.06.000](#).

X. Y. C. e. 0. P. t. u. f. f. P. e. c. t. v. a. e. e. c. P. s. t. e. c. a. t. y. t. e. c. W. a. t. e. Res. 38 (1) 69-86. [https://doi.org/10.1007/s11690-030668W](#).

X. Y. J. 0. P. x. a. e. a. t. e. e. f. f. e. c. t. c. a. c. e. t. P. c. e. v. a. e. e. a. e. t. s. J. W. e. v. a. c. e. 7-15-61. [https://doi.org/10.1016/j.petsec.2024.06.000](#).

X. W. e. 0. C. a. P. c. e. f. e. c. a. s. t. : a. v. e. e. e. p. e. a. a. p. p. a. c. v. c. P. t. z. e. a. t. c. t. e. 9(36) 578-5795. [https://doi.org/10.1007/s11856-078x](#).

X. W. W. a. J. J. 0. A. v. e. u. u. e. x. P. t. e. t. a. s. s. e. s. e. t. e. t. a. s. e. C. -G. R. U. -C. A. D. A. f. a. e. W. c. s. e. c. s. u. e. P. s. c. u. s. t. a. C. i. e. s. c. 05-98. [https://doi.org/10.1016/j.petsec.2024.06.000](#).

X. a. X. W. a. 008. A. e. W. a. p. p. a. c. f. c. u. e. P. c. e. a. s. a. s. e. e. P. c. a. e. e. c. P. s. t. e. c. 30 (3) 905-98. [https://doi.org/10.1016/j.petsec.2024.06.000](#).

X. Y. e. t. a. 0. 5. C. a. t. a. C. V. P. -0: A. a. c. e. e. a. a. p. p. a. c. f. t. e. a. t. a. t. a. P. c. e. f. e. c. a. s. t. : A. e. P. e. Res. 35 (1) 167-195. [https://doi.org/10.1007/s10790-03-0537-0](#).

X. Y. D. u. e. t. a. 0. A. e. W. f. u. y. a. t. e. c. a. P. c. e. f. e. c. a. s. t. : a. v. e. e. e. v. v. v. a. a. 369-75. [https://doi.org/10.1016/j.petsec.2024.06.000](#).

X. Y. X. Y. 0. 8. C. a. P. c. e. v. a. t. : T. e. c. a. s. e. f. C. a. e. e. -B (1) e0 053-7. [https://doi.org/10.1016/j.petsec.2024.06.000](#).

X. Y. D. e. t. a. 0. 8. U. s. e. f. e. s. s. f. e. c. c. a. e. e. a. t. a. t. i. f. e. e. t. e. W. e. c. s. f. c. a. P. c. e. f. e. c. a. s. t. : T. e. U. T. A. P. P. e. 6-11. [https://doi.org/10.1016/j.petsec.2024.06.000](#).

X. G. C. Y. u. e. X. e. t. a. 0. A. u. t. a. f. a. c. t. e. c. a. P. c. e. t. e. v. a. e. c. t. a. s. e. e. c. P. s. t. t. e. a. t. f. a. e. W. J. v. v. a. a. 363-173. [https://doi.org/10.1016/j.petsec.2024.06.000](#).

X. Y. 0. 0. U. e. c. f. a. c. t. s. a. u. c. t. a. t. c. a. a. c. t. e. s. t. c. f. C. a. s. c. a. e. s. s. t. a. P. c. e. s. s. t. a. t. e. A. P. P. 59-159. [https://doi.org/10.1016/j.petsec.2024.06.000](#).

Y. Ya. X. et al. 07. xte a. c sa t e. fca. P'ce
uctat. — ase. t efa e^w. fCWTa D. Ca. c. 8
(3) 8 <https://doi.org/10.36/e.07.83007>.
B. C eva. j. 07. Ca. P'ce f. ecast. W. t a. A. A. east
s ua es. t vect. ac. es. et. . : c. a. ecast.

Ca. a ets. e. a. P'ca. A. a. ses. P'ce. te. at. a. -
pp. 87–07. https://doi.org/10.007/978-3-3-0-576-3-3_6.
B. Ye. Wa. et al. 06. A. ve. u. scae. ea. e. se. ea.
Pa. a. f. ca. P'ce. f. ecast. e. c. 70. 13–67. <https://doi.org/10.06/j.e.c.07.1.030>.