

Deer GPVAR: Модернизация DeerAR для многомерного прогнозирования.

Воронкин Р.А., Кузнецова А. С.

Постановка задачи: выяснить что DeerAR, где используется, как реализуется на высокоуровневом я. п. Python. **Цель работы:** изучить что такое DeerAR и научиться взаимодействовать с ним в высокоуровневом языке программирования Python. **Используемые методы:** метод анализа. **Результат:** объяснение того, для чего необходим DeerAR, что собой представляют, какие методы имеют в себе и показать пример реализации на высокоуровневом языке программирования Python. **Практическая значимость:** наиболее популярным подходом к прогнозированию временных рядов является использование глубоких нейронных сетей, таких как DeerAR.

Ключевые слова: DeerAR, модернизация, гауссовские процессы, моделирование, прогнозирование, построение.

В современном мире, где данные играют все более важную роль в принятии бизнес-решений, прогнозирование становится ключевым инструментом для достижения успеха. Особенно в области финансов, планирования запасов и управления спросом, точные прогнозы имеют решающее значение для эффективной работы и максимизации выгод.

Одним из наиболее популярных подходов к прогнозированию временных рядов является использование глубоких нейронных сетей, таких как DeerAR. DeerAR был представлен компанией Amazon и стал основой для создания прогностических моделей, способных учитывать временные зависимости и сезонность в данных. Однако оригинальная модель DeerAR имеет ограничения, когда дело доходит до многомерного прогнозирования.

В свете этого, исследователи предложили новую модель, известную как Deer GPVAR (Deer Gaussian Process VAR), которая представляет собой модернизацию и расширение оригинального DeerAR для эффективного

многомерного прогнозирования временных рядов. Deep GPVAR объединяет преимущества глубоких нейронных сетей и гауссовых процессов, чтобы достичь более точных и гибких прогнозов.

DeepAR, базирующийся на рекуррентных нейронных сетях (RNN), был разработан для прогнозирования одномерных временных рядов. Он обучается на исторических данных и способен учитывать сезонность и временные зависимости, что позволяет ему делать точные прогнозы в контексте одномерных временных рядов. Однако, когда дело доходит до многомерного прогнозирования, оригинальный DeepAR предполагает независимость между различными временными рядами, что может приводить к неточным прогнозам и недоучету сложных структур данных.

Модернизация DeepAR с помощью гауссовских процессов

Гауссовские процессы (GP) - это статистические модели, которые могут моделировать неопределенность в данных и корреляцию между различными переменными. GP могут быть использованы для прогнозирования временных рядов и оценки неопределенности в прогнозах.

Модернизация DeepAR с помощью GP может быть выполнена следующим образом:

1. Добавление GP в качестве компоненты неопределенности в DeepAR. Это позволит моделировать неопределенность в прогнозах и учитывать ее при формировании прогнозов.

2. Использование GP для моделирования корреляции между различными временными рядами. Это позволит учитывать взаимосвязи между различными переменными и использовать эту информацию для более точного прогнозирования.

3. Использование GP для формирования априорного распределения параметров DeepAR. Это позволит учитывать неопределенность в

параметрах модели и использовать эту информацию для более точного прогнозирования.

Таким образом, модернизация ДеерAR с помощью GP может улучшить точность прогнозирования временных рядов и учитывать неопределенность в прогнозах.

Преимущества Деер GPVAR в многомерном прогнозировании

Деер GPVAR обладает несколькими преимуществами в многомерном прогнозировании:

- **Учет сложных временных зависимостей:** Деер GPVAR способен улавливать более сложные структуры данных, такие как тренды, сезонность и цикличность, что позволяет точнее прогнозировать многомерные временные ряды.
- **Оценка неопределенности прогнозов:** В отличие от оригинального ДеерAR, Деер GPVAR позволяет оценить не только среднее значение будущих значений временных рядов, но и степень неопределенности или дисперсию прогнозов. Это предоставляет дополнительную информацию и уверенность при принятии решений на основе прогнозов.
- **Гибкость в моделировании различных сценариев:** Деер GPVAR позволяет моделировать различные сценарии и варианты развития временных рядов. Это особенно важно в сферах, где требуется учитывать возможные изменения и неопределенность, такие как финансовый рынок или планирование запасов.

Гауссовы связки в Деер GPVAR: Инновационный подход к многомерному прогнозированию

Гауссовы связки играют ключевую роль в моделировании зависимостей между переменными в Деер GPVAR. Они учитывают

корреляцию между ошибками прогнозирования переменных, что особенно важно при прогнозировании многомерных временных рядов с сложной зависимой структурой.

Пример использования Гауссовых связей в я. п. Python:

1) Создаём модель для генерации гауссовых связей:

```
def gaussian_binding(input_shape, output_shape):
    kernels = []
    for i in range(output_shape):
        kernels.append(Matern(length_scale=1.0, nu=1.5))
    regressors = []
    for i in range(output_shape):
        regressors.append(GaussianProcessRegressor(kernel=kernels[i], alpha=1e-6, normalize_y=True, n_restarts_optimizer=10))
    def predict(inputs):
        outputs = np.zeros((inputs.shape[0], output_shape * 2))
        for i in range(output_shape):
            y_mean, y_std = regressors[i].predict(inputs, return_std=True)
            outputs[:, i] = y_mean
            outputs[:, output_shape + i] = y_std
        return norm(loc=outputs[:, :output_shape], scale=np.maximum(np.zeros((inputs.shape[0], output_shape)), outputs[:, output_shape:]))
    return predict
```

2) Создаём модель Deep GPVAR с использованием гауссовых СВЯЗОК:

```
def deep_gpvar(input_shape, output_shape):
    inputs = np.random.rand(1, *input_shape)
    x = np.random.rand(1, 64)
    z = gaussian_binding(64, *output_shape)(x)
    outputs = gaussian_binding(output_shape, output_shape)(z.sample())
    return outputs
```

3) Пример использования модели для генерации прогнозов и построения графика

```
input_shape = (10, 64)
output_shape = 3
inputs = np.random.rand(1, *input_shape)
```

```
plt.figure(figsize=(10, 6))
plt.plot(inputs.mean(axis=0), label='mean')
plt.legend()
plt.show()
```

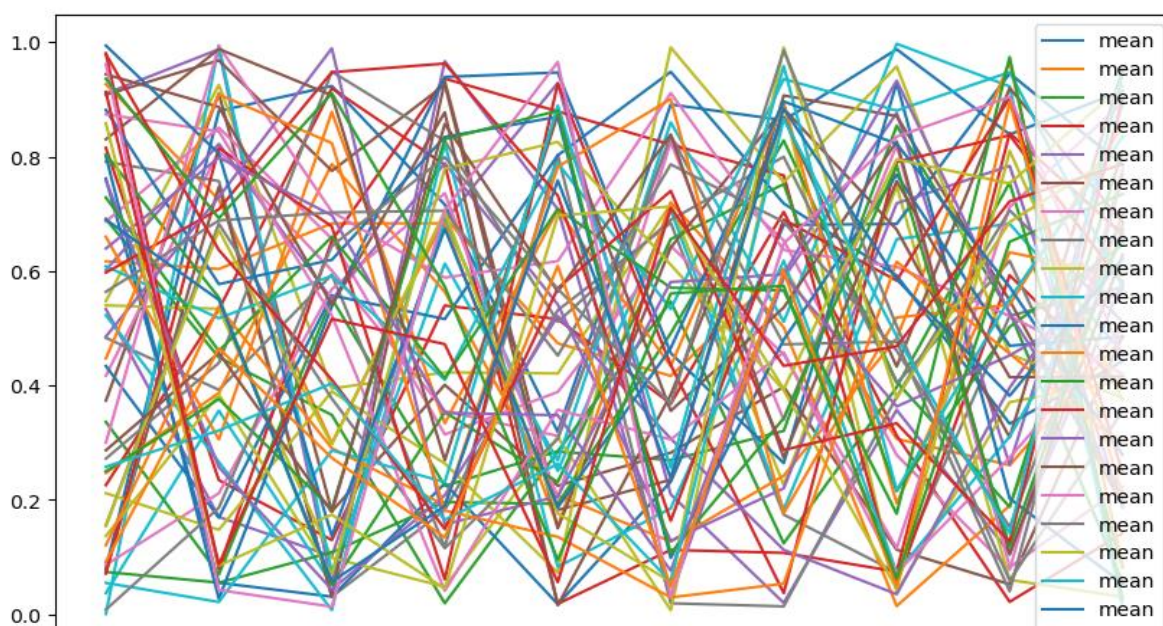


Рисунок №1 – Построение графика на основе модели генерации прогнозов

Архитектура Deep GPVAR

Архитектура Deep GPVAR состоит из нескольких компонентов, которые работают совместно для прогнозирования многомерных временных рядов с использованием гауссовых связей. Вот основные компоненты:

1. Извлечение признаков

На первом этапе происходит извлечение признаков из исходных временных рядов. Это может быть выполнено с использованием различных

архитектур нейронных сетей, таких как рекуррентные нейронные сети (RNN), сверточные нейронные сети (CNN) или их комбинаций. Извлечение признаков позволяет выделить информацию о долгосрочных зависимостях и закономерностях во временных рядах.

2. Гауссовы связки

После извлечения признаков происходит применение гауссовых связок для моделирования зависимостей между переменными. Гауссовы связки учитывают корреляцию между ошибками прогнозирования переменных и помогают моделировать их совместное распределение. Это достигается с помощью гауссовых процессов, которые моделируют условное среднее и ковариацию ошибок прогнозирования.

3. Генерация прогнозов

На последнем этапе происходит генерация прогнозов для каждой переменной. Это выполняется путем моделирования условного распределения переменных с использованием гауссовых связок и извлеченных признаков. Генерация прогнозов может быть осуществлена с использованием сэмплирования из условного распределения или с использованием других методов, таких как оптимизация или аппроксимация.

Ограничения Deep GPVAR

Несмотря на множество преимуществ, у Deep GPVAR также есть свои ограничения:

- 1. Вычислительная сложность:** Deep GPVAR требует значительных вычислительных ресурсов для обучения и инференса. Обработка многомерных данных и гауссовских процессов может быть времязатратной операцией, особенно при использовании больших объемов данных.

2. **Необходимость большого объема данных:** для эффективного обучения Deep GPVAR требуется достаточное количество данных, особенно в случае многомерного прогнозирования. Недостаток данных или низкая частота наблюдений может снизить точность прогнозов.

Заключение

Deep GPVAR представляет собой модернизацию оригинальной модели DeepAR для многомерного прогнозирования временных рядов. Использование гауссовских процессов позволяет модели учитывать сложные временные зависимости и оценивать неопределенность прогнозов. Deep GPVAR имеет широкий спектр применений в различных отраслях.

Однако, необходимо учитывать вычислительные ограничения и необходимость большого объема данных для эффективного использования модели. Дальнейшее развитие Deep GPVAR и его адаптация к конкретным сценариям прогнозирования могут привести к еще более точным и гибким прогнозам в будущем.

Список литературы:

1. Salinas, D., et al. (2020). DeepAR: Probabilistic Forecasting with Autoregressive Recurrent Networks. *Journal of Machine Learning Research*, 21(50),953-962.
2. Damianou, A., Lawrence, N. D. (2013). Deep Gaussian Processes. *Proceedings of the 16th International Conference on Artificial Intelligence and Statistics (AISTATS)*, 207-215.
3. Flunkert, V., Salinas, D. (2018). DeepAR - Forecasting Seasonal Time Series with Autoregressive Recurrent Networks. *AWS AI Blog*. Retrieved from <https://aws.amazon.com/blogs/machine-learning/forecasting-seasonal-time-series-with-deepar/>
4. Rasmussen, C. E., Williams, C. K. I. (2006). *Gaussian Processes for Machine Learning*. The MIT Press.
5. Salinas, D., Flunkert, V., Gasthaus, J. (2020). Modeling Uncertainty with Deep Gaussian Processes for Short-Term Load Forecasting. *arXiv preprint arXiv:2012.05811*.
6. Brodersen, K. H., Gallusser, F., Koehler, J., Remy, N., Scott, S. L. (2015). Inferring causal impact using Bayesian structural time-series models. *The Annals of Applied Statistics*, 9(1), 247-274.
7. Alvarez, M. A., Luengo, D., Lawrence, N. D. (2009). Latent Force Models. *Journal of Machine Learning Research*, 10, 411-436.

8. Barber, D. (2012). Bayesian Reasoning and Machine Learning. Cambridge University Press.
9. Goodfellow, I., Bengio, Y., Courville, A. (2016). Deep Learning. The MIT Press.
10. Kingma, D. P., Welling, M. (2013). Auto-Encoding Variational Bayes.