BAYESIAN NEURAL NETWORK FOR TIME SERIES PREDICTION

NỘI DUNG CHÍNH

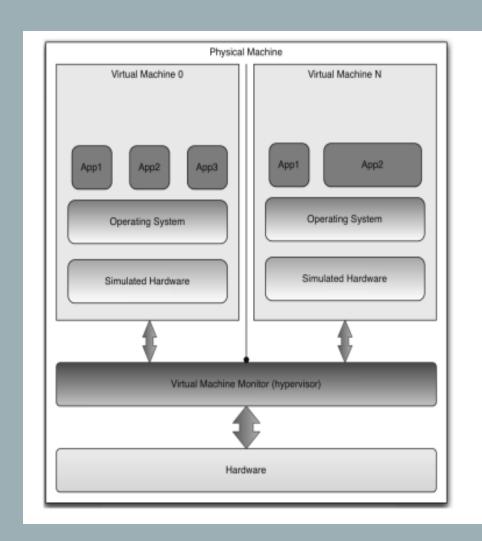
- BÀI TOÁN
- BỘ DỮ LIỆU
- CÁC PHƯƠNG PHÁP ĐÃ TRIỂN KHAI
- MÔ HÌNH BNN

BÀITOÁN

- TÀI NGUYÊN CỦA MÁY CHỦ VẬT LÝ ĐƯỢC ẢO HÓA -> CÓ THỂ PHÂN VÙNG VÀ PHÂN CẤP TÀI NGUYÊN
- -> CÓ THỂ PHÂN VÙNG VÀ PHÂN CẤP TÀI NGUYÊN LINH HỌAT CHO CÁC JOB HOẠT ĐỘNG

MỘT ỨNG DỤNG CÓ KHẢ NĂNG MỞ RỘNG ĐỘNG CẦN PHẢI ĐƯA RA CÁC QUYẾT ĐỊNH CHÍNH XÁC KHI MỞ RỘNG HỆ THỐNG VÌ KHI CẤU HÌNH LẠI MỘT HỆ THỐNG SẼ MẤT MỘT LƯỢNG CHI PHÍ.

MỘT CÁCH TIẾP CẬN CHỦ ĐỘNG ĐỂ KÍCH HOẠT CÁC YỆU CẦU TÀI NGUYÊN CÓ THỂ ĐƯỢC THỰC HIỆN BẰNG CÁCH DỰ BÁO CÁC GIÁ TRỊ NHU CẦU TÀI NGUYÊN TRONG TƯƠNG LAI DỰA TRÊN LỊCH SỬ SỬ DỤN. VỚI DỰ ĐOÁN CHÍNH XÁC, MỘT ỨNG DỤNG CÓ THỂ MỞ RỘNG QUYỚC ĐẾN MỰC CHÍNH XÁC VÀ DO ĐÓ LÀM GIẢM BỚT MỘT SỐ HOẶC TẤT CẢ CHI PHÍ MỞ RỘNG.



BỘ DỮ LIỆU

- GOOGLE CLUSTER TRACE

HTTPS://GITHUB.COM/GOOGLE/CLUSTER-DATA/BLOB/MASTER/CLUSTERDATA2011_2.MD

CÁC PHƯƠNG PHÁP ĐÃ TRIỂN KHAI

- CÁC PHƯƠNG PHÁP MACHINE LEARNING: ANN, FLNN, ...
- DEEP LEARNING: LSTM, ...
- KẾT HỢP CÁC GIẢI THUẬT TIẾN HÓA VỚI CÁC MÔ HÌNH MẠNG:
 - + GIẢI THUẬT DI TRUYỀN
 - + GIẢI THUẬT ĐÀN ONG

KẾT QUẢ

- MỘT VÀI BÀI BÁO ĐÃ ĐƯỢC CHẤP THUẬN:
 - + A PROACTIVE CLOUD SCALING MODEL BASED ON FUZZY TIME SERIES AND SLA AWARENESS (ICCS 2017)
 - + A MULTIVARIATE FUZZY TIME SERIES RESOURCE FORECAST MODEL FOR CLOUDS USING LSTM AND DATA CORRELATION ANALYSIS (KES-2018)
 - + BÀI CỦA ANH THIỆU (DỰ KIẾN ISO-2018)
- -> ... (AUTHOR K60,...)

MÔ HÌNH BNN

- GIỚI THIỆU
- PHƯƠNG PHÁP

MÔ HÌNH BNN - GIỚI THIỆU

- HIỆN NAY, LSTM LÀ MÔ HÌNH PHỔ BIẾN NHẤT CHO BÀI TOÁN DỰ ĐOÁN CHUỗI THỜI GIAN, VÌ LSTM CÓ THỂ MÔ HÌNH HÓA CÁC MỐI QUAN HỆ PHI TUYẾN PHỰC TẠP.
- PHƯƠNG PHÁP BNN: ĐƯỢC CHỦ Ý ĐỂ CUNG CẤP ƯỚC LƯỢNG KHÔNG CHẮC CHẮN CHO CÁC MÔ HÌNH DEEP LEARNING

MÔ HÌNH BNN - PHƯƠNG PHÁP

Given a trained neural network $f^W(\cdot)$ where \hat{W} represents the fitted parameters, as well as a new sample x^* , our goal is to evaluate the uncertainty of the model prediction, $\hat{y}^* = f^{\hat{W}}(x^*)$. Specifically, we would like to quantify the prediction standard error, η , so that an approximate α -level prediction interval can be constructed by

$$[\hat{y}^* - z_{\alpha/2}\eta, \ \hat{y}^* + z_{\alpha/2}\eta]$$
 (1)

where $z_{\alpha/2}$ is the upper $\alpha/2$ quantile of a standard Normal.

MÔ HÌNH BNN - GIỚI THIỆU

- ĐỘ KHÔNG CHẮC CHẮN DỰ ĐOÁN ĐƯỢC CHIA THÀNH BA THÀNH PHẦN
 - + MODEL UNCERTAITY
 - + INHERENT NOISE
 - + MODEL MISSPECIFICATION

- MODEL UNCERTAITY : ĐƯỢC BIẾT ĐẾN NHƯ LÀ SỰ KHÔNG CHẮC CHẮN CỦA TRI THỰC, NẮM BẮT SỰ THIẾU HIỂU BIẾT VỀ THAM SỐ MÔ HÌNH CÁCH ƯỚC LƯỢNG:

CHO MỘT INPUT X

BI: TÍNH ĐẦU RA THÔNG QUA MẠNG

MẠNG ĐƯỢC CHỌN BẰNG CÁCH LOẠI BỎ NGẪU NHIÊN CÁC NÚT ẨN VỚI MỘT XÁC SUẤT P CHO TRƯỚC

B2: LĂP LẠI BI B LẦN

B3: ƯỚC LƯỢNG MODEL UNCERTAITY:

$$\widehat{\text{Var}}(f^W(x^*)) = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^{B} \left(\hat{y}_{(b)}^* - \overline{\hat{y}}^* \right)^2$$
 (3)

where
$$\bar{\hat{y}}^* = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^{B} \hat{y}_{(b)}^*$$
 [13]

- MODEL MISSPECIFICATION : NẮM BẮT SỰ KHÔNG CHẮC CHẮN KHI DỰ ĐOÁN CÁC MẪU KHÔNG NHÌN THẤY VỚI CÁC MẪU NHÌN THẤY ĐƯỢC TRONG TẬP HUẨN LUYỆN

CÁCH ƯỚC LƯỢNG:

- + ĐỀ XUẤT MỘT MÔ HÌNH ENCODER-DECODER
 - .) ENCODER:TRÍCH XUẤT NHỮNG THÀNH PHẦN TIÊU BIỂU TẬP HUẤN LUYỆN
 - .) DECODER:TÁI CẤUTRÚC LẠI CHUỗI THỜI GIAN TỪ KHÔNG GIAN ĐÃ ĐƯỢC MÃ HÓA

CÁCH HIỂU: ĐƯA CHUỖI THỜI GIAN VÀO MỘT KHÔNG GIAN NHÚNG. SAU ĐÓ TÍNH KHOẢNG CÁCH GIỮA CÁC GIÁ TRỊ TEST VỚI CÁC GIÁ TRỊ TRONG TẬP HUẨN LUYỆN TRONG KHÔNG GIAN NHÚNG.

GIẢI THUẬT MC DROPOUT

```
Algorithm 1: MCdropout
Input: data x^*, encoder g(\cdot), prediction network h(\cdot),
      dropout probability p, number of iterations B
Output: prediction \hat{y}_{mc}^*, uncertainty \eta_1
  1: for b = 1 to B do
 2: e_{(b)}^* \leftarrow VariationalDropout(g(x^*), p)
 3: z_{(b)}^* \leftarrow \text{Concatenate}(e_{(b)}^*, \text{extFeatures})
 4: \hat{y}_{(b)}^{*} \leftarrow Dropout (h(z_{(b)}^*), p)
  5: end for
 // prediction
6: \hat{y}_{mc}^* \leftarrow \frac{1}{B} \sum_{b=1}^{B} \hat{y}_{(b)}^*
     // model uncertainty and misspecification
 7: \eta_1^2 \leftarrow \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B (\hat{y}_{(b)}^* - \hat{y}^*)^2
  8: return \hat{y}_{mc}^*, \eta_1
```

GIẢI THUẬT INFERENCE

```
Algorithm 2: Inference
Input: data x^*, encoder g(\cdot), prediction network h(\cdot),
     dropout probability p, number of iterations B
Output: prediction \hat{y}^*, predictive uncertainty \eta
     // prediction, model uncertainty and misspecification
  1: \hat{y}^*, \eta_1 \leftarrow MCdropout(x^*, g, h, p, B)
     // Inherent noise
 2: for x'_v in validation set \{x'_1, ..., x'_V\} do
 3: y'_v \leftarrow h(g(x'_v))
 4: end for
 5: \eta_2^2 \leftarrow \frac{1}{V} \sum_{v=1}^{V} \left( \hat{y'}_v - y'_v \right)^2
     // total prediction uncertainty
 6: \eta \leftarrow \sqrt{\eta_1^2 + \eta_2^2}
 7: return \hat{y}^*, \eta
```

MÔ HÌNH BNN MODEL DESIGN

