

# 基于 GRU 网络的血糖预测方法研究

滕建丽<sup>1</sup> 容芷君<sup>1</sup> 许莹<sup>2</sup> 但斌斌<sup>1</sup>

<sup>1</sup>(武汉科技大学机械自动化学院 湖北 武汉 430081)

<sup>2</sup>(武汉市第五医院 湖北 武汉 430050)

**摘要** 针对连续血糖监测数据(Continuous Glucose Monitoring, CGM)存在强烈的时变性、复杂非线性和非平稳性等问题,提出一种基于门控循环网络(Gated Recurrent Unit, GRU)的血糖预测模型。对原始时间序列数据进行平稳化处理,利用自相关系数确立模型输入序列长度,进而将原始数据序列转化为监督型学习样本。在此基础上构建 GRU 血糖预测模型,并与基本 RNN 网络、长短记忆网络、支持向量回归进行对比。结果表明,该方法具有较高预测精度,其预测步长为 20 步的均方根误差和平均绝对百分误差分别为 0.761 2 mmol/L 和 7.342 7%,可为血糖闭环控制系统提供支持。

**关键词** 血糖预测模型 GRU LSTM CGM

**中图分类号** TP3 **文献标志码** A **DOI**:10.3969/j.issn.1000-386x.2020.10.017

## BLOOD GLUCOSE PREDICTION METHOD BASED ON GRU

Teng Jianli<sup>1</sup> Rong Zhijun<sup>1</sup> Xu Ying<sup>2</sup> Dan Binbin<sup>1</sup>

<sup>1</sup>(College of Machinery and Automation, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430081, Hubei, China)

<sup>2</sup>(Fifth Hospital in Wuhan, Wuhan 430050, Hubei, China)

**Abstract** In view of the problems of continuous glucose monitoring (CGM), such as strong time-varying, complex nonlinear and non-stationary, this paper proposes a blood glucose prediction model based on GRU. The original time series data were smoothed for stationarity. The autocorrelation coefficient was used to determine the length of input sequence, and then the original data series was transformed into supervised learning samples. On this basis, the GRU blood glucose prediction model was constructed, and compared with the basic RNN, LSTM and SVM. The results show that our method has high prediction accuracy. The RMSE and MAPE of the prediction step size of 20 steps are 0.761 2 mmol/L and 7.342 7% respectively, which can provide support for the closed-loop control system of blood glucose.

**Keywords** Blood glucose prediction model GRU LSTM CGM

## 0 引言

据最新流行病学调查数据,我国糖尿病患病率高达 10.9%,血糖达标患者仅为 49.2%<sup>[1]</sup>。“人工胰腺”(Artificial Pancreas, AP)是一种替代胰腺内分泌功能从而把血糖控制在生理范围以内的电子机械装置,有望成为强化血糖控制的新方案<sup>[2]</sup>。近年来,连续血糖监测技术(Continuous Glucose Monitoring, CGM)的逐步成熟极大地推动了“人工胰腺”的发展,但是由于血糖浓度时间序列具有时变性、非线性和非稳定性等特

点<sup>[3]</sup>,严重影响了血糖预测精度,制约了“人工胰腺”的闭环控制性能。

血糖预测模型主要分为两大类:基于生理模型的血糖预测和基于数据驱动的血糖预测。生理模型一般较为复杂,使用过程涉及大量参数,而人体血糖是一个动态调节过程,易受各种因素的干扰,这导致建模过程中个性化的参数识别过程困难<sup>[4]</sup>,同时预测精度较低。随着传感器技术的发展,研究人员利用各种传感器获得的血糖及其他数据指标,构建了基于数据驱动的血糖预测模型。Zecchin 等<sup>[5]</sup>构建了基于神经网络的血糖预测模型,并研究了不同输入特征对预测精度的影

响。结果表明,当预测时间小于 30 分钟时,增加除 CGM 以外的特征对预测精度并无显著影响。还有一些研究表明,胰岛素和碳水化合物摄入量对于血糖预测模型来说是冗余特征,仅使用 CGM 数据作为输入特征就已足够<sup>[6]</sup>。此外,血糖预测模型主要应用于“人工胰腺”,过多的输入特征会给患者使用带来不便。因此,目前很多基于数据驱动的血糖预测模型研究都仅采用 CGM 数据作为模型输入特征。王延年等<sup>[3]</sup>提出了一种自适应噪声的完整聚合经验模态分解与极限学习机相结合的短期血糖预测模型,预测效果较好。Alia 等<sup>[7]</sup>提出了一种基于人工神经网络的血糖预测方法,该方法相对于支持向量回归、自回归和极限学习机具有更好的预测效果。Hamdi 等<sup>[8]</sup>采用支持向量回归预测短期血糖,并采用差分进化方法对其参数进行优化,取得了较好的预测效果。此外,还有一些学者运用 ARIMA、高斯混合模型、正规学习、增强学习、随机森林、卡尔曼滤波等方法构建了血糖预测模型。这些模型能在一定程度上实现短期血糖预测,但是当预测步长(Prediction Horizon, PH)增大时,预测效果就会大大降低,因此有必要对其进行进一步研究。

在时序建模方面,循环神经网络(Recurrent Neural Networks, RNN)相对于其他网络结构优势更为突出,对于实值时序预测问题而言,循环神经网络建模类似于自回归分析,但是它能构建比传统时间序列复杂的多的模型,基本 RNN 及其两种变体——长短记忆单元(Long-Short Term Memory, LSTM)和门控循环网络(Gated Recurrent Unit, GRU)已在交通流量、客流量等时序预测问题上被证明比传统的 SVR、BP 等方法具有更好的预测效果,当预测步长增加时,其预测效果也要显著优于传统方法<sup>[9-11]</sup>。考虑到血糖时间序列的非线性和复杂性,本文将门控循环单元网络应用于血糖预测领域,并进行深入探讨。

## 1 循环神经网络模型结构

### 1.1 基本结构模型

相较于传统的人工神经网络,循环神经网络可通过循环结构传递信息,实现信息的持久化<sup>[11]</sup>,因而可用于对文本语句、时间序列、生物信号序列等序列数据建模。基本的循环神经网络主要也可概括为输入层、隐藏层和输出层,与前馈型神经网络相比,循环神经网络在隐藏层采用自连接,如图 1(a)所示,其展开形式如图 1(b)所示。若输入向量  $\mathbf{X} = (x_0, x_1, \dots, x_{p-1})^T$ , 则时刻  $t$  各层的状态为:

$$\mathbf{H}_t = f_{hh}(\mathbf{W}_{hh}\mathbf{H}_{t-1} + \mathbf{W}_{sh}\mathbf{X}_t) \quad (1)$$

$$\mathbf{Y}_t = f_{hy}(\mathbf{W}_{hy}\mathbf{H}_t) \quad (2)$$

式中:  $f_{hh}$  和  $f_{hy}$  分别为隐藏层到隐藏层、隐藏层到输出层的激活函数,一般为 Sigmoid 函数或 tanh 函数;  $\mathbf{W}_{sh}$ 、 $\mathbf{W}_{hh}$  和  $\mathbf{W}_{hy}$  分别为输入层和隐藏层、隐藏层和隐藏层、隐藏层和输出层之间的连接权重矩阵。

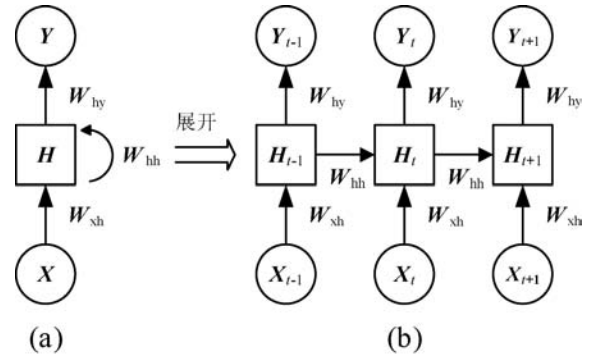


图1 循环神经网络基本结构

基本 RNN 采用 BPTT 算法进行参数调整,与训练深层前馈神经网络所遇问题相似,训练基本 RNN 的过程也存在梯度消失或梯度爆炸问题<sup>[12]</sup>。此外,基本循环神经网络无法实现长期依赖,即它无法记忆时间步长过长的信息。基于此,出现了基本 RNN 的两种变体——LSTM 和 GRU 网络,其变化示意图如图 2 所示。

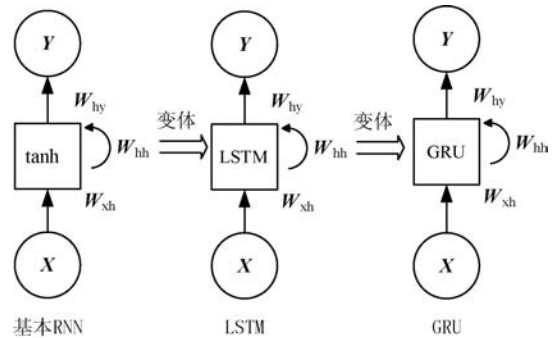


图2 网络结构变化示意图

### 1.2 长短记忆网络

为了解决基本 RNN 网络所存在的梯度消失、梯度爆炸,以及无法实现长期依赖等问题, Hochreiter 等<sup>[13]</sup>于 1997 年首次提出了长短记忆单元(Long-Short Term Memory, LSTM),其良好的预测性能在多个领域得到了证实。LSTM 是基本 RNN 的一种变体,它采用长短记忆单元替代基本 RNN 隐藏层中的激活函数,其结构如图 3 所示。除原始激活函数外,该记忆单元还包含由 Sigmoid 函数构成的输入门、遗忘门和输出门,以及一系列的乘法和加法操作。输入门控制新信息  $X_t$  合并到长期记忆中,遗忘门控制过去单元状态  $C_{t-1}$  的保留程度,输入门和遗忘门共同决定着单元状态  $(C_t)$  的更新,输出门基于单元状态  $C_t$  控制隐藏层  $H_t$  输出。Sigmoid 函数将上一时间点隐藏层信息和当前输入信

息线性变换所得数据转化为 0~1 之间数值输出,一方面控制信息的记忆程度,另一方面也解决 BP 算法引起的梯度消失和梯度爆炸问题。

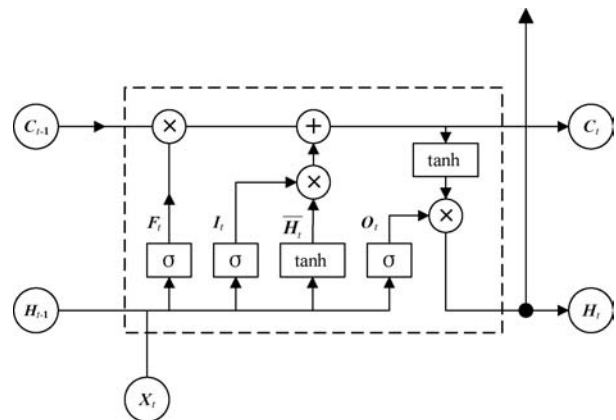


图 3 长短记忆单元

### 1.3 门控循环单元

LSTM 由于其良好的预测性能被广泛运用于时间序列问题预测,但是其复杂的内部结构也导致模型训练速度降低。基于此,Cho 等<sup>[14]</sup>于 2014 年提出了一种基于 LSTM 的变体——GRU 网络单元,如图 4 所示。GRU 网络中并没有明确的单元状态,它利用一个复位门实现了 LSTM 中遗忘门和输入门的作用,利用更新门控制隐藏层状态的更新,GRU 的这种内部结构使得它一方面继承了 LSTM 的优势,另一方面又减少了模型训练所需参数,从而降低了模型训练时间。

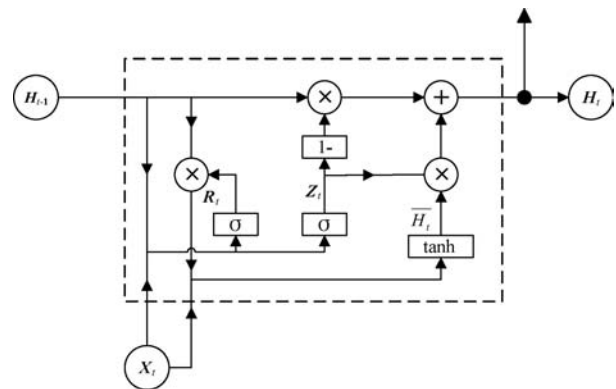


图 4 GRU 单元

GRU 隐藏层输出计算过程如下:

$$R_t = \sigma(W_{rx}X_t + W_{rh}H_{t-1}) \quad (3)$$

$$Z_t = \sigma(W_{zx}X_t + W_{zh}H_{t-1}) \quad (4)$$

$$\bar{H}_t = \tanh(W_{sh}R_tH_{t-1} + W_{sx}X_t) \quad (5)$$

$$H_t = (1 - Z_t)H_{t-1} + Z_t\bar{H}_t \quad (6)$$

式中: $X_t$ 为  $t$  时刻的输入向量; $R_t$ 为  $t$  时刻复位门向量; $Z_t$ 为  $t$  时刻更新门向量; $H_t$ 为  $t$  时刻的隐藏层输出向量; $\bar{H}_t$ 为经过更新的候选向量; $W_{sh}$ 、 $W_{sx}$ 、 $W_{zx}$ 、 $W_{zh}$ 、 $W_{rx}$ 、 $W_{rh}$ 分别为各连接向量间的权重矩阵; $\sigma$ 为 Sigmoid 函数。

## 2 短期血糖预测模型构建

### 2.1 数据来源

本文数据来源于武汉市某三甲医院的美奇连续血糖监测仪,该监测仪每 3 分钟测得一次血糖数据,可获得连续的血糖监测数据。本文选取 20 位糖尿病患者数据。图 5 是某患者连续 5 日血糖变化曲线。

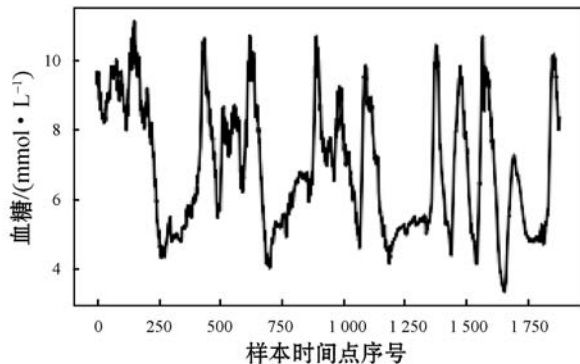


图 5 某患者连续 5 日血糖变化曲线

### 2.2 数据预处理

本文对血糖数据的预处理主要有:1) 平稳性检验。首先对每位患者的原始序列数据进行单位根检验,判断其平稳性。若平稳,则对原始数据不作处理;若非平稳,则进行差分处理。2) 数据归一化。为了更好地训练模型,采用最值归一化方法对差分后数据缩放到(0,1)区间内。3) 数据集的转换。本文的时间序列数据无法直接应用于模型,须按时间顺序将其转换成由输入  $X$  和输出  $Y$  组成的监督型数据样本。4) 数据集的划分。本文将经前三步处理所得的每位患者的监督型样本数据随机划分为训练集、验证集和测试集,其所占比例分别为 70%、20% 和 10%。

### 2.3 模型整体结构及参数设计

本文采用深度学习框架 Keras 中的 Sequential 模型,利用 add 函数添加各网络层。

1) 网络结构设置。经多次试验,构建单层 GRU 网络,输出维度为 5,添加全连接层连接隐藏层与输出层,全连接层激活函数为 Linear。

2) 模型参数设置。对于神经网络而言,网络的输入序列长度  $T$  是一个很重要的参数,它不仅决定了 RNN 的深度,也影响着预测结果的精度。基于此,本文首先根据式(7)计算时间序列的自相关系数。取自相关系数约等于 0.5 时的时间延迟  $\tau$ ,令  $N = \tau$ ,取时间序列  $T$  分别等于  $\{N - 20, N - 15, N - 10, N - 5, N,$

$N + 5, N + 10, N + 15, N + 20$ }, 进行单变量控制试验, 取预测步长为 20 时均方根误差最小的为最终输入序列长度  $T$ 。

$$R(t, t + \tau) = \frac{E[(X_t - u_t)(X_{t+\tau} - u_{t+\tau})]}{\sigma_t \sigma_{t+\tau}} \quad (7)$$

式中:  $\tau$  为时间延迟;  $u_t, u_{t+\tau}$  为均值;  $\sigma_t, \sigma_{t+\tau}$  为标准差;  $E$  为期望;  $R(t, t + \tau)$  为自相关系数。

此外, 本文选择绝对值均差 MAE 作为损失函数, 均方根反向传播(RMSProp)作为优化器。每次训练所含样本数为 32, 训练轮数为 200 次, 为防止模型在训练集上准确率下降, 添加 EarlyStopping 操作, 若连续 5 次迭代过程不发生变化, 则停止训练。

### 2.4 模型性能评价指标

为了量化模型预测性能, 本文分别选取均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)、平均绝对百分误差(Mean Absolute Percentage Error, MAPE)和克拉克误差网格分析法(Clarke Error Grid Analysis, EGA)作为模型预测性能评价指标。克拉克误差网格分析是为了评估患者的测量血糖值和参考血糖的临床精确度而于 1987 年开发的分析方法<sup>[15]</sup>。目前它已成为评估血糖预测算法精度的一种常用方法, 该方法可以评估血糖实际水平和预测水平的临床效果差异<sup>[7]</sup>。

均方根误差计算公式如下:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}_i)^2} \quad (8)$$

平均绝对百分误差计算公式如下:

$$MAPE = \frac{100}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{x_i - \bar{x}_i}{x_i} \right| \quad (9)$$

式中:  $n$  为样本数量;  $x_i$  为第  $i$  个样本实际值;  $\bar{x}_i$  为第  $i$  个样本预测值。

### 3 结果与分析

本文构建基于 GRU 网络的短期血糖预测模型, 表 1 和表 2 分别是 20 位不同患者预测步长分别为 2 步(提前期 = 6 min)、10 步(提前期 = 30 min)、16 步(提前期 = 48 min)和 20 步(提前期 = 60 min)时的 RMSE 和 MAPE。可以看出, 预测误差大体上随预测步长的增加而增加, 但也有少数情况相反。由于患者血糖波动状况不同, 不同患者的预测误差大小具有很强的差异性, 相对而言, 血糖波动幅度小的预测效果更好。其中, 预测效果最好的在提前期为 60 min 时其 RMSE 为

0.230 6 mmol/L, MAPE 为 3.557 4%。

表 1 提前期分别为 6 min、30 min、48 min 和 60 min 的 RMSE mmol/L

| 患者 | RMSE 测试集    |              |              |              |
|----|-------------|--------------|--------------|--------------|
|    | 提前期 = 6 min | 提前期 = 30 min | 提前期 = 48 min | 提前期 = 60 min |
| 1  | 0.181 9     | 0.355 0      | 0.377 8      | 0.394 5      |
| 2  | 0.223 8     | 0.553 5      | 0.728 3      | 0.813 0      |
| 3  | 0.359 6     | 0.951 2      | 1.262 2      | 1.410 9      |
| 4  | 0.523 9     | 0.743 1      | 0.842 1      | 0.944 4      |
| 5  | 0.325 9     | 0.452 4      | 0.440 3      | 0.405 0      |
| 6  | 0.086 8     | 0.192 3      | 0.206 3      | 0.230 6      |
| 7  | 0.557 9     | 1.002 5      | 1.176 6      | 0.692 5      |
| 8  | 0.215 0     | 0.437 1      | 0.598 3      | 0.701 9      |
| 9  | 0.722 4     | 1.383 7      | 1.314 3      | 1.185 1      |
| 10 | 0.242 0     | 0.775 0      | 1.157 7      | 1.401 4      |
| 11 | 0.541 6     | 0.876 6      | 0.948 9      | 0.975 4      |
| 12 | 0.450 6     | 1.149 7      | 1.510 3      | 1.702 4      |
| 13 | 0.078 0     | 0.201 6      | 0.372 7      | 0.485 8      |
| 14 | 0.120 6     | 0.235 5      | 0.294 0      | 0.347 6      |
| 15 | 0.187 3     | 0.318 4      | 0.413 7      | 0.470 8      |
| 16 | 0.184 6     | 0.205 6      | 0.220 5      | 0.247 6      |
| 17 | 0.267 9     | 0.392 7      | 0.400 7      | 0.400 5      |
| 18 | 0.247 7     | 0.539 9      | 0.604 7      | 0.636 7      |
| 19 | 0.263 3     | 0.470 8      | 0.622 9      | 0.709 2      |
| 20 | 0.306 4     | 0.726 9      | 0.952 4      | 1.070 5      |

表 2 提前期分别为 6 min、30 min、48 min 和 60 min 的 MAPE %

| 患者 | MAPE 测试集    |              |              |              |
|----|-------------|--------------|--------------|--------------|
|    | 提前期 = 6 min | 提前期 = 30 min | 提前期 = 48 min | 提前期 = 60 min |
| 1  | 1.832 8     | 3.586 3      | 4.033 8      | 4.320 1      |
| 2  | 2.961 7     | 6.446 4      | 8.359 7      | 9.195 9      |
| 3  | 3.792 2     | 8.798 8      | 10.330 0     | 11.778 0     |
| 4  | 2.846 2     | 4.215 5      | 4.852 8      | 5.427 4      |
| 5  | 2.642 2     | 4.670 7      | 4.905 1      | 4.755 2      |
| 6  | 1.064 6     | 3.016 9      | 3.395 9      | 3.557 4      |
| 7  | 2.513 2     | 5.203 2      | 6.324 1      | 7.388 3      |
| 8  | 2.225 3     | 4.481 7      | 6.253 6      | 7.285 3      |
| 9  | 4.591 5     | 6.235 4      | 8.273 1      | 9.085 4      |
| 10 | 2.391 4     | 6.736 1      | 9.773 5      | 11.715 0     |
| 11 | 2.421 7     | 4.194 1      | 4.509 9      | 4.709 3      |

续表 2 %

| 患者 | MAPE 测试集    |              |              |              |
|----|-------------|--------------|--------------|--------------|
|    | 提前期 = 6 min | 提前期 = 30 min | 提前期 = 48 min | 提前期 = 60 min |
| 12 | 2.834 0     | 6.954 5      | 8.813 6      | 9.841 1      |
| 13 | 1.096 5     | 2.463 8      | 3.800 5      | 4.806 1      |
| 14 | 1.906 2     | 4.044 0      | 4.656 5      | 5.584 3      |
| 15 | 2.791 1     | 4.952 2      | 6.580 4      | 7.464 3      |
| 16 | 3.654 9     | 3.726 6      | 4.070 3      | 4.547 0      |
| 17 | 4.272 4     | 5.919 3      | 5.717 9      | 5.922 0      |
| 18 | 3.657 3     | 7.227 3      | 7.431 2      | 7.757 4      |
| 19 | 3.428 5     | 6.174 0      | 8.002 4      | 9.104 9      |
| 20 | 3.790 9     | 8.728 2      | 11.133 9     | 12.609 3     |

### 4 讨论

为了探究 GRU 相较于其他方法的预测性能,本文与支持向量回归(SVR)、基本 RNN 和 LSTM 等方法进行对比。SVR 参数设置:kernel 为径向基神经网络,  $C=10, \gamma=0.1$ 。基本 RNN 激活函数为 tanh,其他参数与 GRU 相同,LSTM 结构和参数都与 GRU 相同。表 3 是几种不同方法的平均绝对百分误差,由表 3 可知,提前期为 60 min 时,GRU 的预测误差为 7.34%,LSTM 的预测误差为 7.92%,传统 RNN 的预测误差为 10.78%,SVR 的预测误差为 12.37%,即对于血糖预测问题,GRU 的方法最优。对于模型运行时间而言,GRU 的平均时间为 42.21 s,LSTM 的平均时间为 51.66 s,即 GRU 的运算速度相对 LSTM 更快。

表 3 几种不同方法误差比较 %

| 模型     | MAPE 测试集    |              |              |              |
|--------|-------------|--------------|--------------|--------------|
|        | 提前期 = 6 min | 提前期 = 30 min | 提前期 = 48 min | 提前期 = 60 min |
| GRU    | 2.83        | 5.38         | 6.56         | 7.34         |
| LSTM   | 2.84        | 5.66         | 7.13         | 7.92         |
| 基本 RNN | 4.67        | 7.47         | 10.33        | 10.78        |
| SVR    | 12.84       | 12.41        | 12.23        | 12.37        |

克拉克误差网格分析法是一种图形工具,它根据血糖预测值落在 A、B、C、D、E 五个区域的概率来评估血糖预测方法的准确性。图 6 是使用上述方法预测某患者未来 60 min 血糖变化的克拉克误差网格分析结果,落在 A 区域的值具有较高的预测精度,它表明预测值偏离实际值不超过 20%。由图 6 可知,所有点均落在 A、B 区域内,使用 GRU 预测时,A 区域占比

98.392 9%,B 区域占比 1.607 1%。使用 LSTM 时,A 区域占比 89.523 8%,B 区域占比 10.476 2%。使用基本 RNN,A 区域占比 78.75%,B 区域占比 21.25%。使用 SVR 时,A 区域占比 64.166 7%,B 区域占比 35.833 3%。由此可得,GRU 的预测效果相较于其他模型更好。

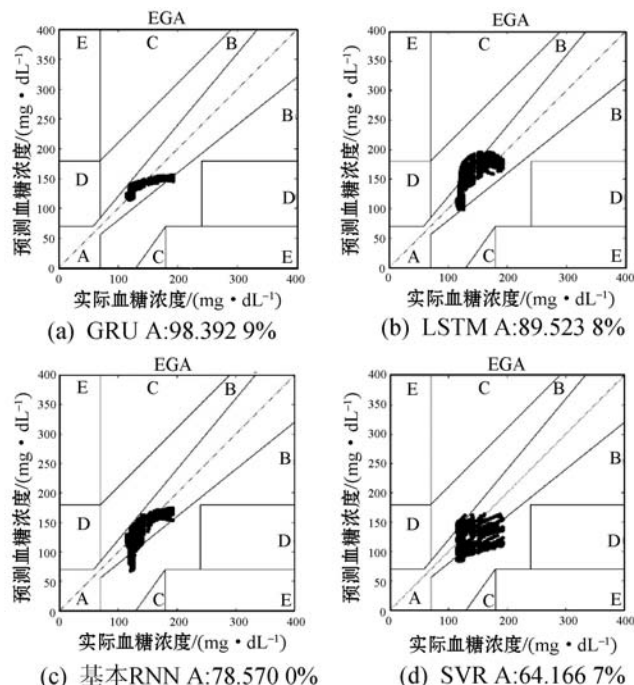


图 6 不同模型的克拉克误差分析

### 5 结语

在仅针对 CGM 数据的研究中,大多都是直接利用神经网络构建输入序列与输出序列的对应关系,通过迭代循环确定输入神经元个数。本文首先结合 ARIMA 的建模思想,利用自回归系数初步确定模型输入序列长度,缩小迭代范围,然后利用具有记忆特性的 GRU 网络预测未来 60 min 患者血糖变化。与传统 SVR 方法相比,GRU 方法的预测精度显著增加。与基本 RNN 和 LSTM 方法相比,RMSE、MAPE 和克拉克误差网格分析结果也表明,GRU 的预测精度最高,并且其平均训练时间要低于 LSTM,因此是一种比较好的短期血糖预测方法。

### 参考文献

[1] 顾楠,张俊清,郭晓蕙. 动态葡萄糖图谱在糖尿病患者中的应用[J]. 中华糖尿病杂志,2018,10(11):753-756.  
 [2] 王琛,高洪伟,洪天配. 人工胰腺的研究新进展[J]. 中国医学前沿杂志(电子版),2014,6(1):4-8.  
 [3] 王延年,郭占丽,袁进磊,等. 基于自适应噪声完整聚合经验模态分解-极限学习机的短期血糖预测[J]. 中国生物

医学工程学报,2017,36(6):702-709.

- [4] Oviedo S, Vehí J, Calm R, et al. A review of personalized blood glucose prediction strategies for T1DM patients[J]. International Journal for Numerical Methods in Biomedical Engineering,2016,33(6):1-21.
- [5] Zecchin C, Facchinetti A, Sparacino G, et al. How much is short-term glucose prediction in type 1 diabetes improved by adding insulin delivery and meal content information to CGM data? a proof-of-concept study[J]. Journal of Diabetes Science and Technology,2016,10(5):1149-1160.
- [6] Lu Y, Gribok A V, Ward W K, et al. The importance of different frequency bands in predicting subcutaneous glucose concentration in type 1 diabetic patients[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering,2010,57(8):1839-1846.
- [7] Alia J B, Hamdi T, Fnaiech N, et al. Continuous blood glucose level prediction of type 1 diabetes based on artificial neural network[J]. Biocybernetics and Biomedical Engineering,2018,38(4):828-840.
- [8] Hamdi T, Ali J B, Costanzo V D, et al. Accurate prediction of continuous blood glucose based on support vector regression and differential evolution algorithm[J]. Biocybernetics and Biomedical Engineering,2018,38(2):362-372.
- [9] 罗向龙,李丹阳,杨彧,等.基于KNN-LSTM的短时交通流预测[J].北京工业大学学报,2018,44(12):1521-1527.
- [10] 李洁,林永峰.基于多时间尺度RNN的时序数据预测[J].计算机应用与软件,2018,35(7):33-37,62.
- [11] 刘明宇,吴建平,王钰博,等.基于深度学习的交通流量预测[J].系统仿真学报,2018,30(11):77-82.
- [12] Chen J, Jing H, Chang Y, et al. Gated recurrent unit based recurrent neural network for remaining useful life prediction of nonlinear deterioration process[J]. Reliability Engineering and System Safety,2019,185:372-382.
- [13] Hochreiter S, Schmidhuber J. Long short-term memory[J]. Neural Comput,1997,9(8):1735-1780.
- [14] Cho K, Merriënboer B V, Gulcehre C, et al. Learning phrase representations using RNN encoder-decoder for statistical machine translation[EB]. arXiv:1406.1078,2014.
- [15] 李东明,贾书海.基于多光谱应用BP人工神经网络预测血糖[J].激光与光电子学进展,2017,54(3):238-243.

## 参 考 文 献

- [1] Juve G, Chervenak A, Deelman E, et al. Characterizing and profiling scientific workflows[J]. Future Generation Computer System,2013,29(3):682-692.
- [2] Liu L, Zhang M, Lin Y, et al. A survey on workflow management and scheduling in cloud computing[C]//14th IEEE International Symposium on Cluster, Cloud and Grid Computing, IEEE,2014:837-846.
- [3] Wu F, Wu Q, Tan Y. Workflow scheduling in cloud: a survey[J]. The Journal of Supercomputing,2015,71(9):3373-3418.
- [4] Gutierrez G J O, Sim K M. A family of heuristics for agent-based elastic Cloud bag-of-tasks concurrent scheduling[J]. Future Generation Computer Systems,2013,29(7):1682-1699.
- [5] Smanchat S, Viriyapant K. Taxonomies of workflow scheduling problem and techniques in the cloud[J]. Future Generation Computer Systems,2015,52:1-12.
- [6] Alkhanak E N, Lee S P, Khan S U R. Cost-aware challenges for workflow scheduling approaches in cloud computing environments: Taxonomy and opportunities[J]. Future Generation Computer Systems,2015,50(C):3-21.
- [7] Sakellariou R, Zhao H, Tsiakkouri E, et al. Scheduling workflows with budget constraints[M]//Gorlatch S, Dane-lutto M. Integrated Research in GRID Computing. Springer-Verlag,2012:34-43.
- [8] Chard K, Bubendorfer K, Komisarczuk P. High occupancy resource allocation for grid and cloud systems, a study with drive[C]//Proceedings of the 19th ACM International Symposium on High Performance Distributed Computing (HP-DC),2010:73-84.
- [9] Yu J, Buyya R, Ramamohanarao K. Workflow scheduling algorithms for grid computing[M]//Xhafa F, Abraham A. Metaheuristics for scheduling in distributed computing environments. Springer,2012:173-214.
- [10] Maheswaran M, Ali S, Siegel H J, et al. Dynamic mapping of a class of independent tasks onto heterogeneous computing systems[J]. Journal of Parallel and Distributed Computing,2012,59(2):107-131.
- [11] Topcuoglu H, Hariri S, Wu M Y. Performance-effective and low-complexity task scheduling for heterogeneous computing[J]. IEEE Transactions Parallel Distributed Systems,2012,13(3):260-274.
- [12] Shishido H Y, Estrella J C, Toledo C F M, et al. A Cloud-Sim extension for evaluating security overhead in workflow execution in clouds[C]//2018 6th International Symposium on Computing and Networking(CANDAR),2018:174-180.

(上接第13页)

便将每个层次中的任务划分为大批任务和小批任务;第二个阶段算法通过从估计计算时间矩阵中选择最小执行时间将任务调度至相应虚拟机上,并更新相应执行时间矩阵。实验结果表明,算法不仅可以最小化执行跨度,还可确保更高的云资源利用率。