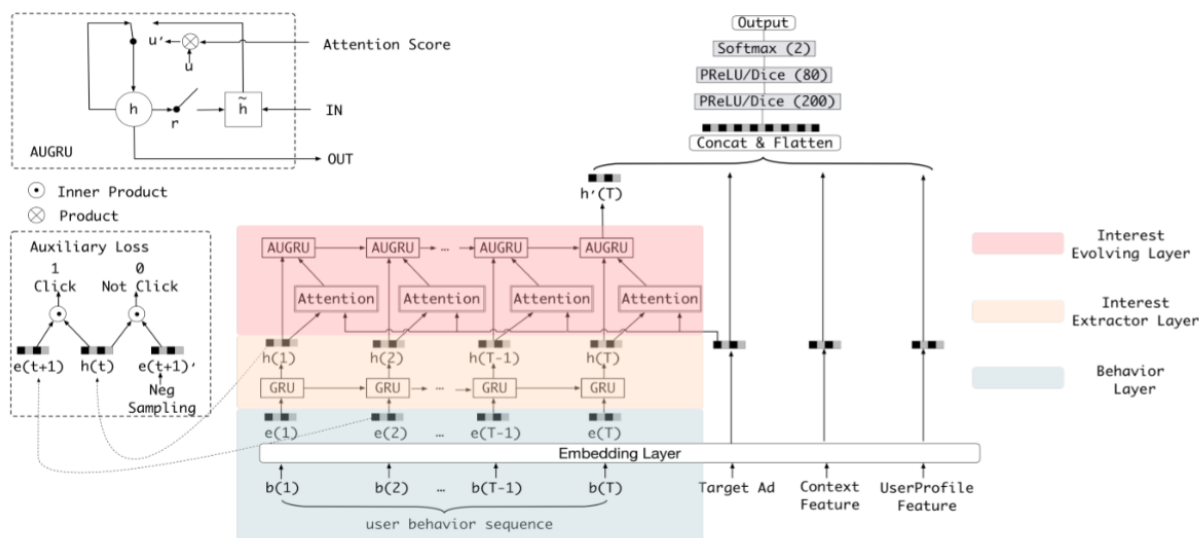


# DIEN -- 加入时序

DIEN实际就是加入了时间序的考虑。这是因为DIN中用户行为序列的条目是被等价对待的，而DIEN考虑了用户兴趣的漂移。**多样性->DIN; 进化性->DIEN。**

## 1. 模型结构



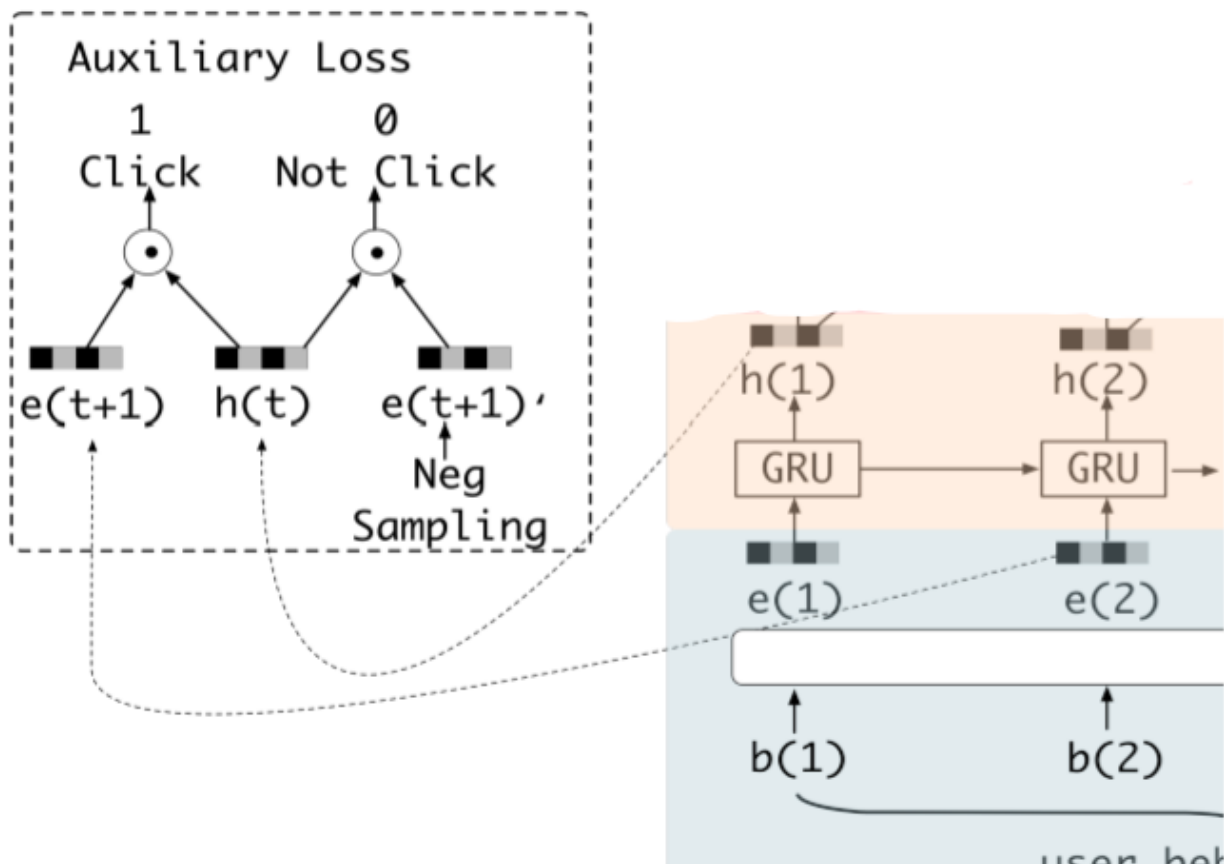
### 1.1 interest extractor layer

图中浅黄色部分，即从用户行为序列中提取时序信息，用GRU来建模即可。GRU输出的hidden state为  $\{h(1), h(2), \dots, h(T)\}$

这里还有一个比较新颖的点是引入了auxiliary loss。这是因为如果只用**最后一个hidden state**  $h_t$  来进行预测的话，那么只有target loss  $L_{target}$  来监督最后一个hidden state，而其它的hidden state并不能够得到有效的监督。这个loss传回去的时候不免会有**梯度消失**，导致前面的hidden state不能有效更新。所以，用用户在 $t+1$ 时刻的真实行为 $e(t+1)$ 来监督第 $t$ 个的hidden state  $h_t$ ，同时用负采样来采集负样本 $e(t+1)'$ ，这样能够增强hidden state的 **expressiveness**。其实，辅助loss也可以看作一种正则化。【正负样本】【辅助loss】

⊙ Inner Product

⊗ Product



auxillary loss 计算公式:

$$L_{aux} = -\frac{1}{N} \left( \sum_{i=1}^N \sum_t \log \sigma(\mathbf{h}_t^i, \mathbf{e}_b^i[t+1]) + \log(1 - \sigma(\mathbf{h}_t^i, \hat{\mathbf{e}}_b^i[t+1])) \right),$$

N → 样本个数      第t步的 hidden state      第t+1步的真实 click 样本.      负样本

意思是，第t步的hidden state  $h_t$  应该和第t+1步的真实click样本embedding离得越近，和第t+1步的负样本离得越远。

这样，总Loss:

$$L = L_{target} + \alpha * L_{aux}$$

这样，第一步GRU输出的hidden states就能够把握住足够多的信息，是比较好的user sequence 表征了。它将作为下一步Interest evolving layer的输入。

## 1.2 interest evolving: GRU 和 Attention的结合

和DIN的思想一样，我们希望赋予那些和target item更相关的行为序列子集以较高的权重，让它们自成一个GRU兴趣序列，防止其他不相关的兴趣对这个target item的预估产生干扰。

每个hidden state  $h_t$  关于target item  $e_a$  的attention score计算公式如下：

那么，怎么把GRU和Attention结合在一起呢？直接的想法可能是把hidden state加权，变成 $i'_t = h_t * a_t$ ，但是，一个全零的向量也会影响GRU的！（even zero input can also change the hidden state of GRU）所以，这种方法不太好。

另一种方法是用attention score来代替GRU中的**update gate**： $h'_t = (1 - a_t) * h'_{t-1} + a_t * \tilde{h}_t$ 。当注意力权重接近于1时，我们会分配给当前的更新向量  $\tilde{h}_t$  以很大的权重，这就达到了给GRU融合attention权重的效果！

但是，毕竟在原公式中，update gate 是一个向量，乘积也是哈达玛积；如果在这里只用一个标量 $a_t$ 来代替的话，未免太过廉价。

所以，在DIEN中实际使用的是AUGRU (GRU with attentional update gate)，**用原始的update gate \* attention score**：

$$\hat{u}'_t = a_t * u'_t$$

$$h'_t = (1 - \hat{u}'_t) \otimes h'_{t-1} + \hat{u}'_t \otimes \tilde{h}_t$$

其中  $\otimes$  表示哈达玛积。

---

工业数据集的构建：使用曝光/点击日志，用用户最近49天点击的商品作为target item，对于每个target item都构建之前的用户行为序列（向前推14天）。