深度学习在CTR预估业务中的应用

新浪微博AI Lab 资深算法专家

张俊林

AI时代的移动技术革新
Era of AI: Innovations in Mobile Technologies

张俊林

新浪微博AI Lab 资深算法专家

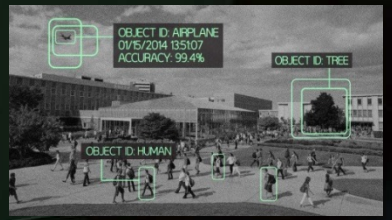
曾在阿里巴巴、百度、用友担任资深技术专家和技术总监等职位。中国中文信息学会理事，研发兴趣集中在：搜索技术、推荐系统、社交挖掘、自然语言处理等方面。本科毕业于天津大学，之后在中科院软件所直接攻读博士学位，研究方向是信息检索理论与自然语言处理，曾在 ACL/COLING等国际著名会议发表多篇学术论文。

技术书籍《这就是搜索引擎：核心技术详解》（该书荣获全国第十二届输出版优秀图书奖）、《大数据日知录：架构与算法》的作者。

- 当深度学习遇到CTR任务
- Factorization Machine模型
- 深度学习CTR模型
  - 深度学习解决CTR任务的几个关键问题
  - 离散特征如何表达
  - 两种网络结构
- 模型选择与训练优化

深度学习:各个领域的成功

人脸识别



物体识别

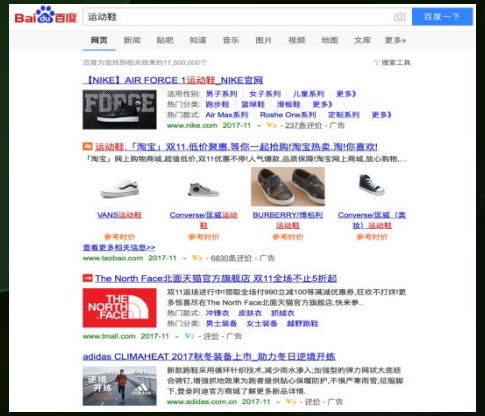
语音识别

机器翻译

风格转换

图片生成

CTR任务的应用

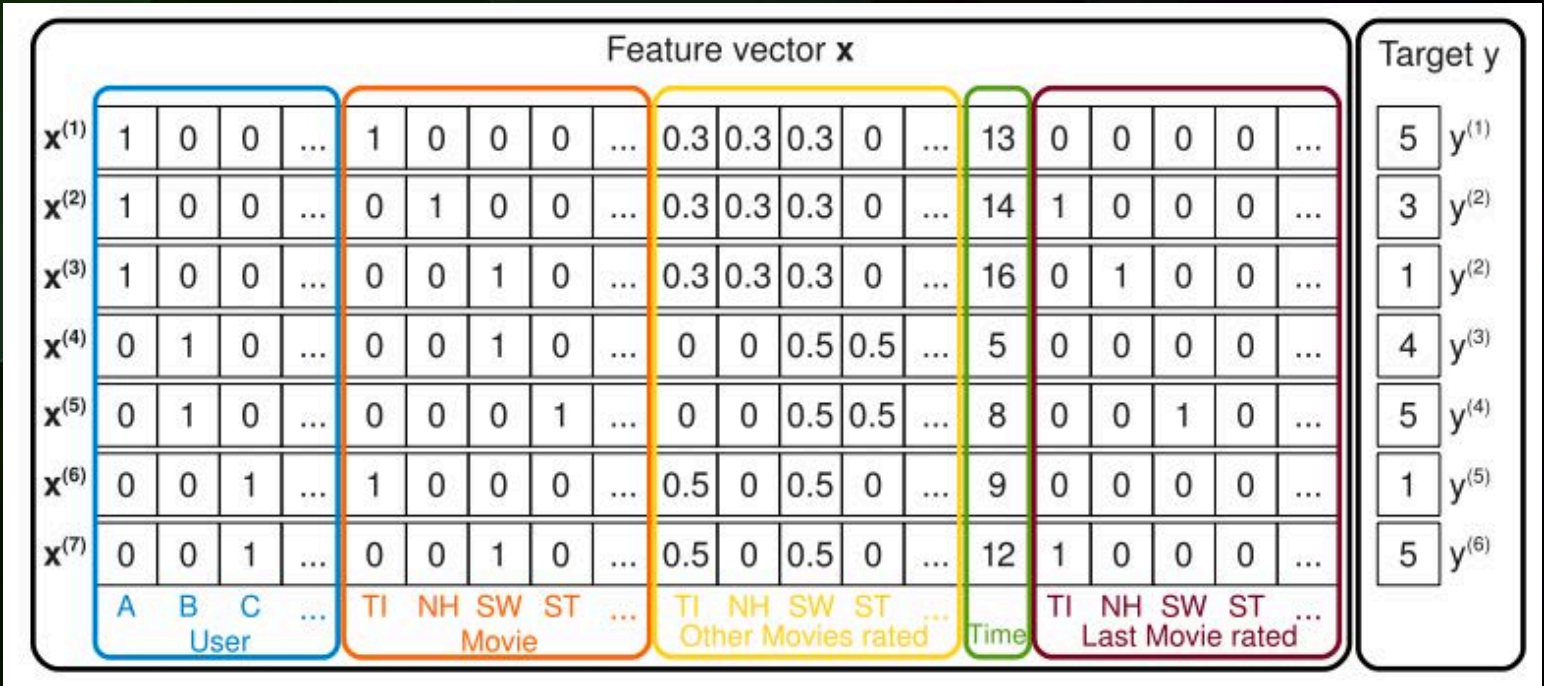


计算广告

推荐系统

信息流排序

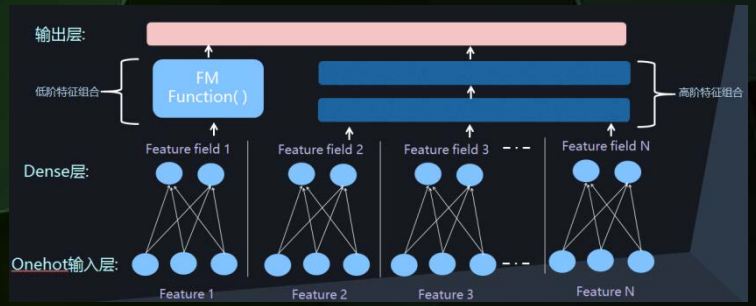
CTR任务例子


Feature vector x
Target y
x(1) 1 0 0 ... 1 0 0 0 ... 0.3 0.3 0.3 0 ... 13 0 0 0 0 ... 5 y(1)
x(2) 1 0 0 ... 0 1 0 0 ... 0.3 0.3 0.3 0 ... 14 1 0 0 0 ... 3 y(2)
x(3) 1 0 0 ... 0 0 1 0 ... 0.3 0.3 0.3 0 ... 16 0 1 0 0 ... 1 y(2)
x(4) 0 1 0 ... 0 0 1 0 ... 0 0 0.5 0.5 ... 5 0 0 0 0 ... 4 y(3)
x(5) 0 1 0 ... 0 0 0 1 ... 0 0 0.5 0.5 ... 8 0 0 1 0 ... 5 y(4)
x(6) 0 0 1 ... 1 0 0 0 ... 0.5 0 0.5 0 ... 9 0 0 0 0 ... 1 y(5)
x(7) 0 0 1 ... 0 0 1 0 ... 0.5 0 0.5 0 ... 12 1 0 0 0 ... 5 y(6)
A B C ... User
TI NH SW ST ... Movie
TI NH SW ST ... Other Movies rated
Time
TI NH SW ST ... Last Movie rated

CTR任务的特点

- 大量离散特征
- 大量高维度稀疏特征
- 特征工程：特征组合对于效果非常关键

当CTR预估遇到深度学习



+

=

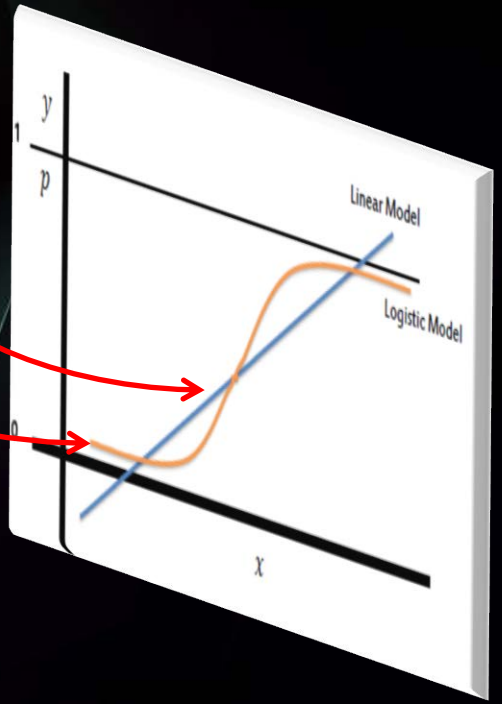
?

- 当深度学习遇到CTR任务
- Factorization Machine模型
- 深度学习CTR模型
  - 深度学习解决CTR任务的几个关键问题
  - 离散特征如何表达
  - 两种网络结构
- 模型选择与训练优化

线性模型：思路及问题

$$\text{Linear: } \hat{y}(x) := w_0 + \sum_{i=1}^{n} w_i x_i$$

$$LR: \hat{y}(x) = \frac{1}{1 + w_0 \exp(-w^T x)}$$



优势：

简单；可解释；易扩展

缺点：

难以捕获特征组合

线性模型改进：加入特征组合

改进版本: $\hat{y}(x) := w_0 + \sum_{i=1}^{n} w_i x_i + \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=i+1}^{n} w_{i,j} x_i x_j$

两两特征组合

优势：

直接将两两组合特征引入模型

缺点：

组合特征泛化能力弱

$w_{i,j} = 0 \quad if$ 在训练数据中$x_i x_j = 0$

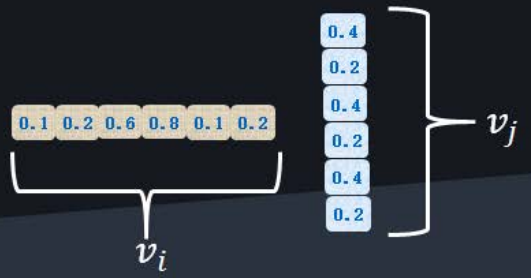
FM模型

$$FM: \hat{y}(x) := w_0 + \sum_{i=1}^{n} w_i x_i + \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=i+1}^{n} \langle v_i, v_j \rangle x_i x_j$$

LR模型

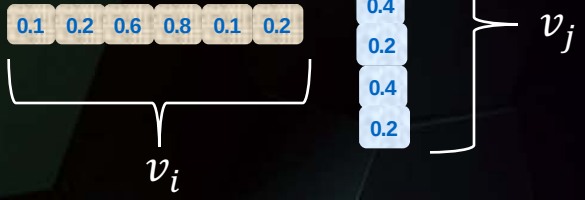
Dense化两两特征组合

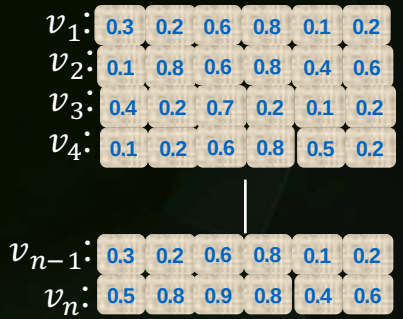
$$\langle v_i, v_j \rangle := \sum_{f=1}^{k} v_{i,f} \cdot v_{j,f} =$$



FM模型

$$\langle v_i, v_j \rangle := \sum_{f=1}^{k} v_{i,f} \cdot v_{j,f} =$$





$$w_{i,j} = \langle v_i, v_j \rangle \neq 0$$

$even\ if$ 在训练数据中$x_i x_j = 0$

only if在训练数据中存在k使得$x_i x_k \neq 0$

FM模型泛化能力强

- 当深度学习遇到CTR任务
- Factorization Machine模型
- 深度学习CTR模型
  - 深度学习解决CTR任务的几个关键问题
  - 离散特征如何表达
  - 两种网络结构
- 模型选择与训练优化

深度学习CTR模型要解决的几个关键问题

- CTR任务特点：大量离散特征的表示问题
- CTR任务特点：如何快速处理大量高维度稀疏特征？（OneHot 2 Dense）
- 特征工程：如何从手工到自动？（深度学习的优势）
- 特征工程：如何捕获和表达两两组合特征？（FM机制神经网络化）
- 特征工程：如何捕获和表达多组组合特征？（利用Deep网络）

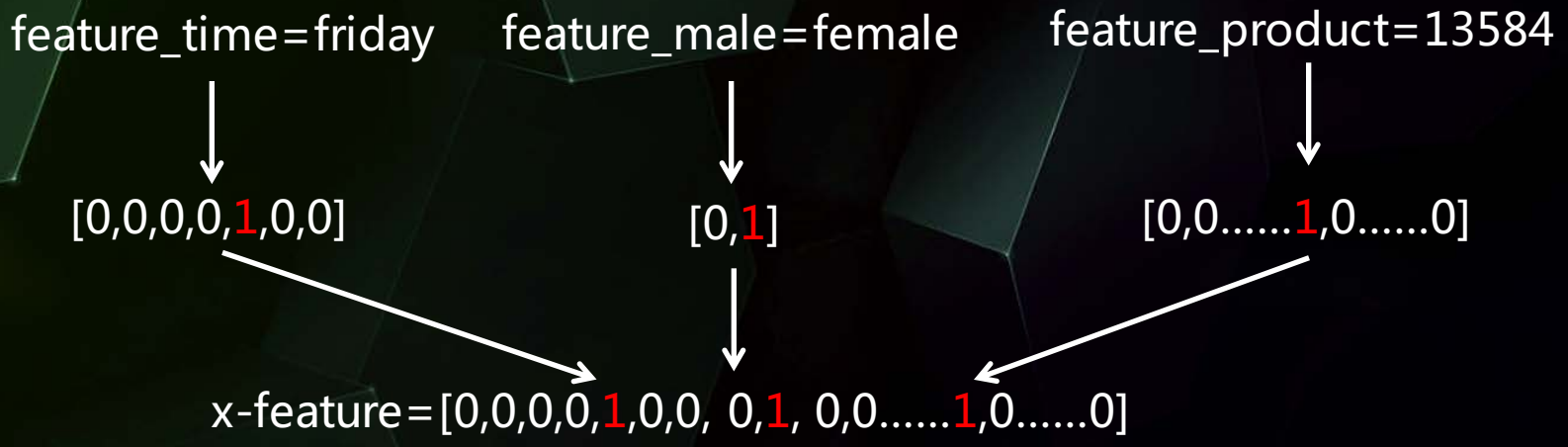
CTR任务中的特征类型

- 连续特征
  - 收入，身高，体重……
  - 适合DNN处理

- 离散特征
  - 职业，性别，毕业学校……
  - 不适合DNN处理

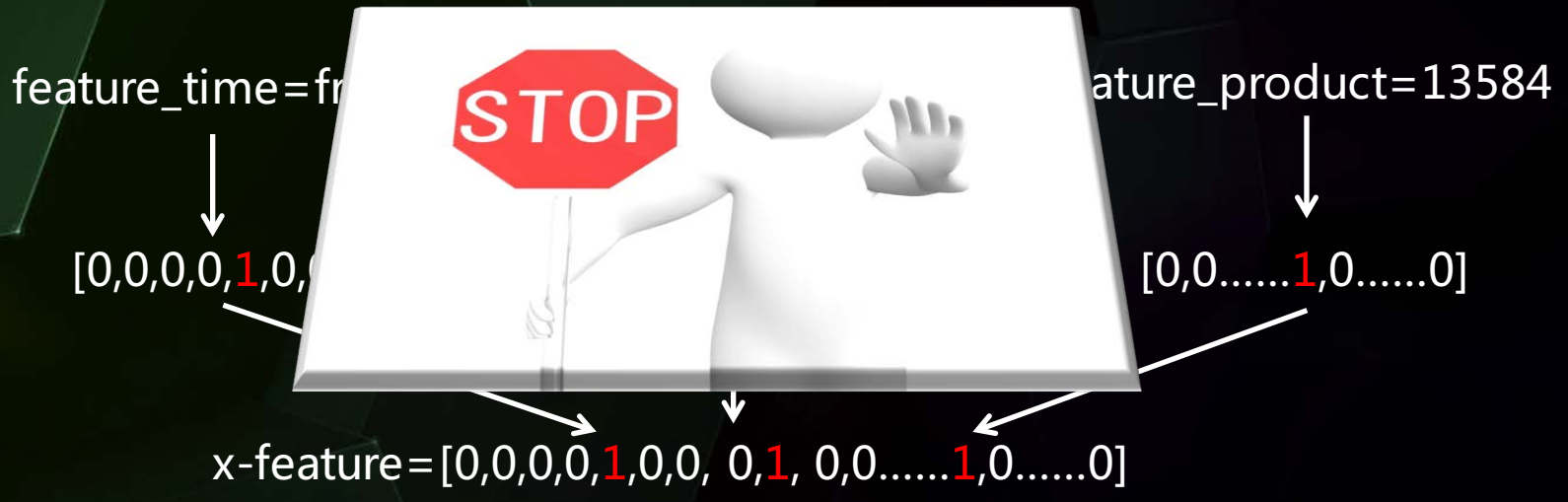
离散特征如何让DNN可以处理？

- 直观思路：离散特征使用Onehot表达



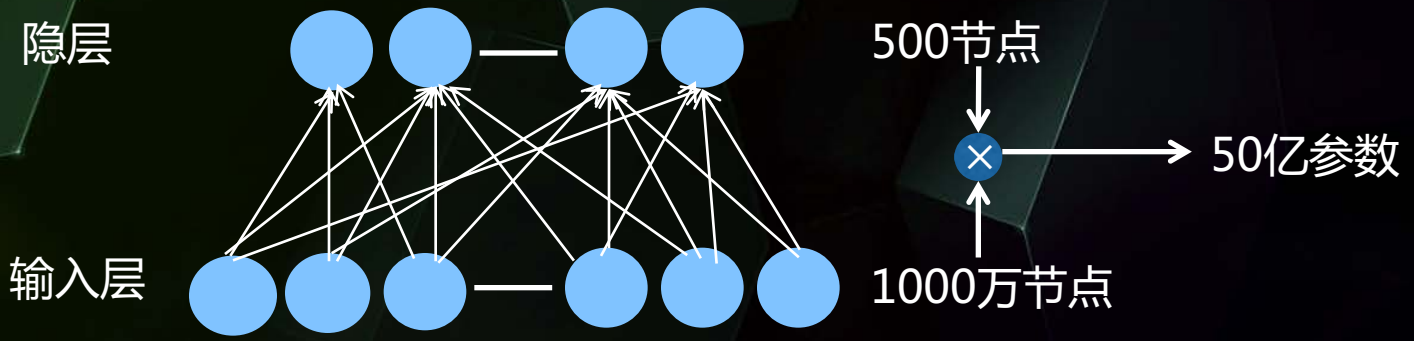
离散特征如何让DNN可以处理？

- 直观思路：离散特征使用Onehot表达



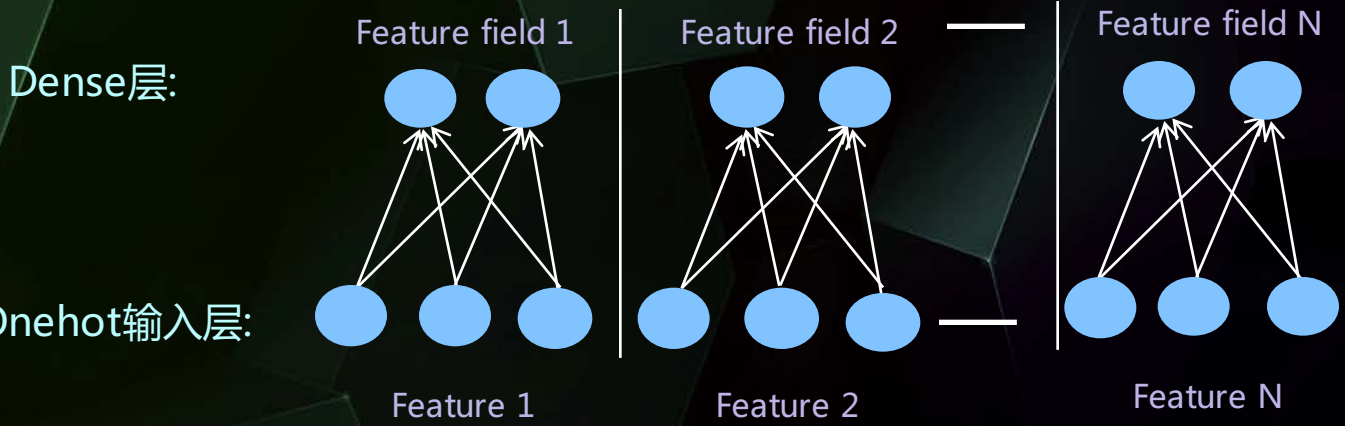
离散特征如何让DNN可以处理？

- Onehot作为DNN输入的问题：CTR预估任务里不可行



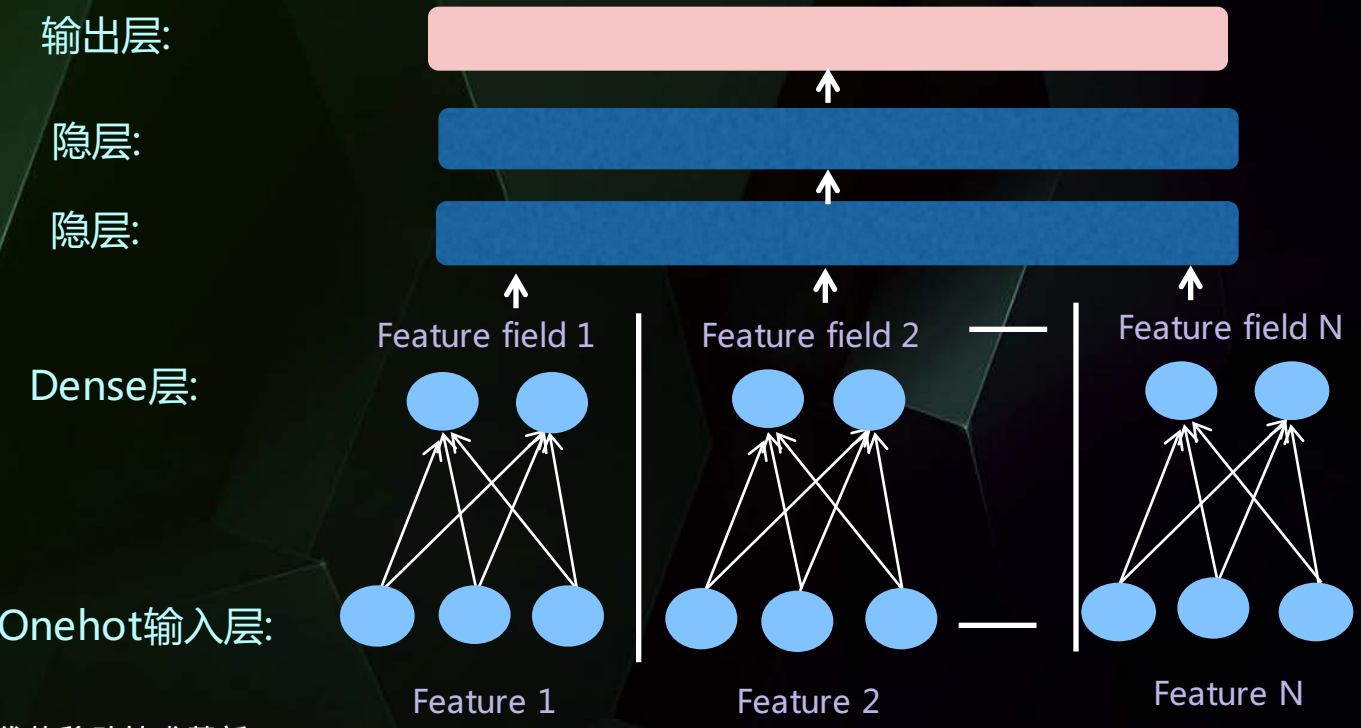
离散特征如何让DNN可以处理？

- 解决思路：从OneHot到Dense Vector

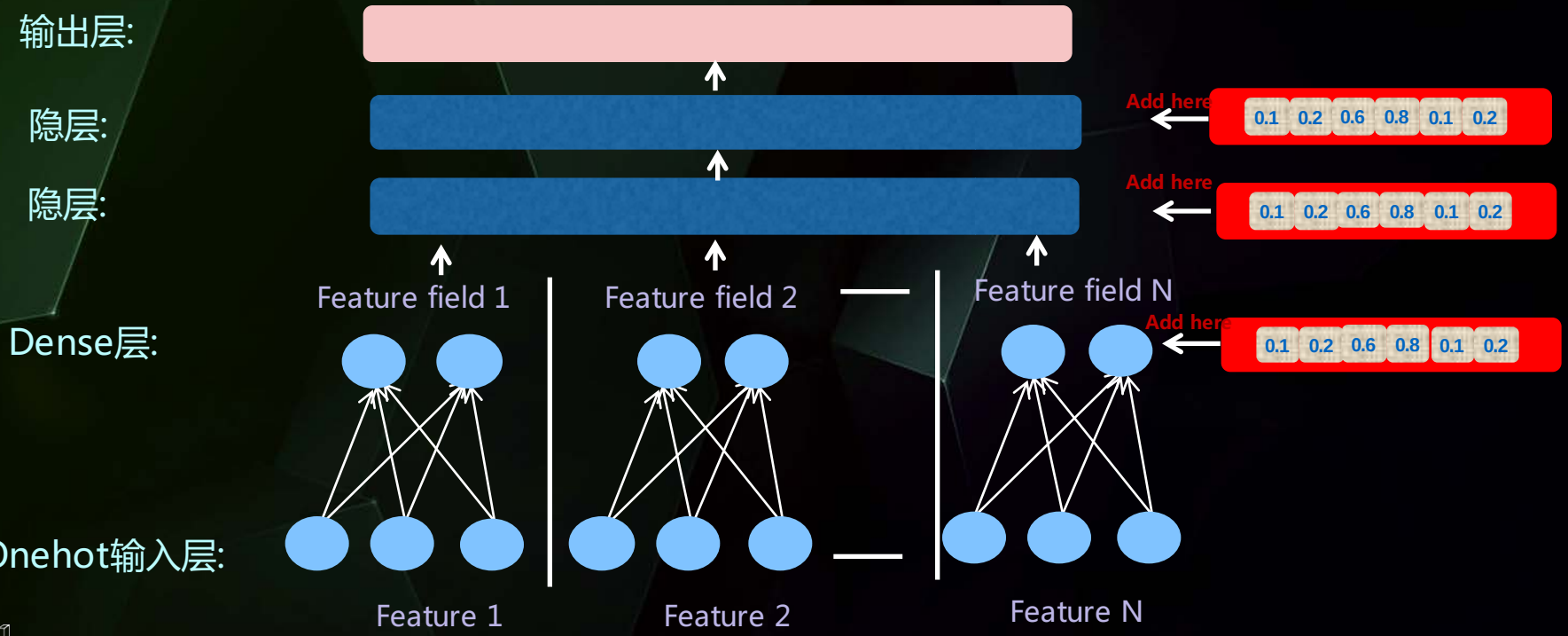


基本思想:避免全链接，分而治之

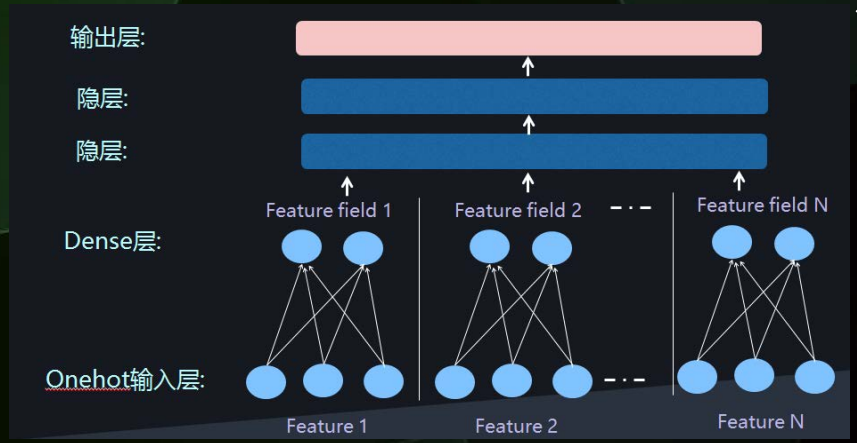
形成DNN结构


输出层:
隐层:
隐层:
Dense层:
Onehot输入层:
Feature field 1
Feature field 2
Feature field N
Feature 1
Feature 2
Feature N

再加入连续特征


输出层:
隐层:
隐层:
Dense层:
Onehot输入层:
Feature field 1
Feature field 2
Feature field N
Add here
0.1 0.2 0.6 0.8 0.1 0.2
Add here
0.1 0.2 0.6 0.8 0.1 0.2
Add here
0.1 0.2 0.6 0.8 0.1 0.2
Feature 1
Feature 2
Feature N

这是通用的深层模型结构



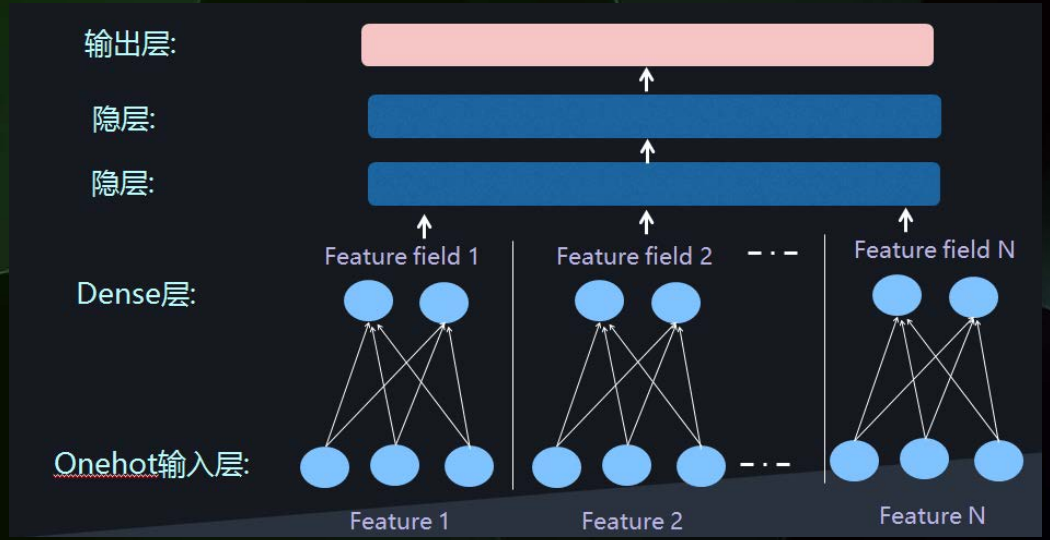
这就是FNN模型：Factorisation-Machine Supported Neural Networks

Wide&Deep模型的Deep部分：相同的结构

很多其它改进模型的Deep部分：相同的结构

几乎所有DL+CTR模型的输入部分:这种Onehot2Dense映射

DNN输入问题解决了，但是.....



低阶和高阶特征组合隐含地体现在隐层

↓

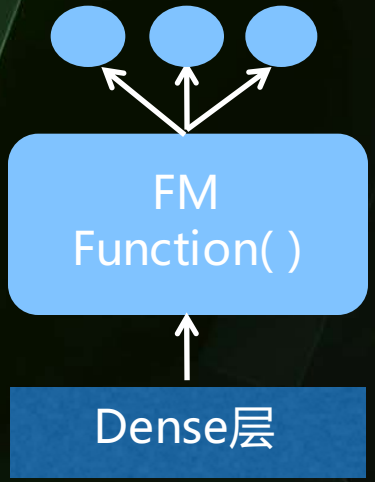
我们希望：把低阶特征组合单独建模

↓

?

把低阶特征组合单独建模

- 首先需要：定义一个神经网络版的低阶特征组合模型



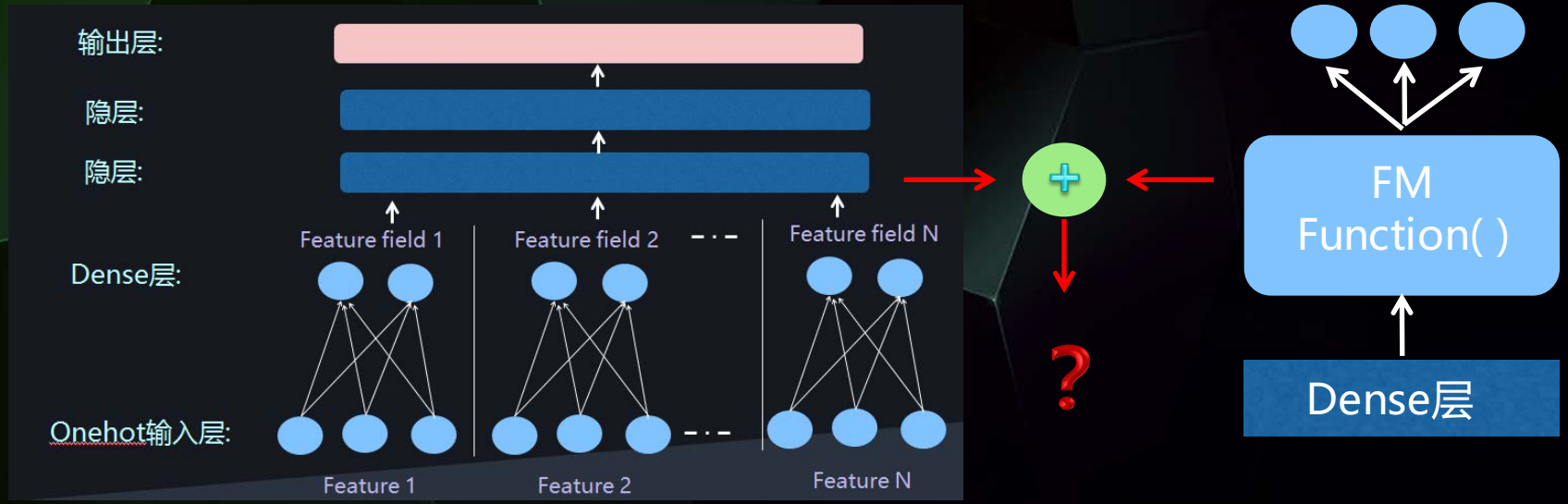
1: Function: $\text{feature} * \text{feature} \rightarrow R^d$

2: Function具有神经网络的表现形式：和现有网络融合

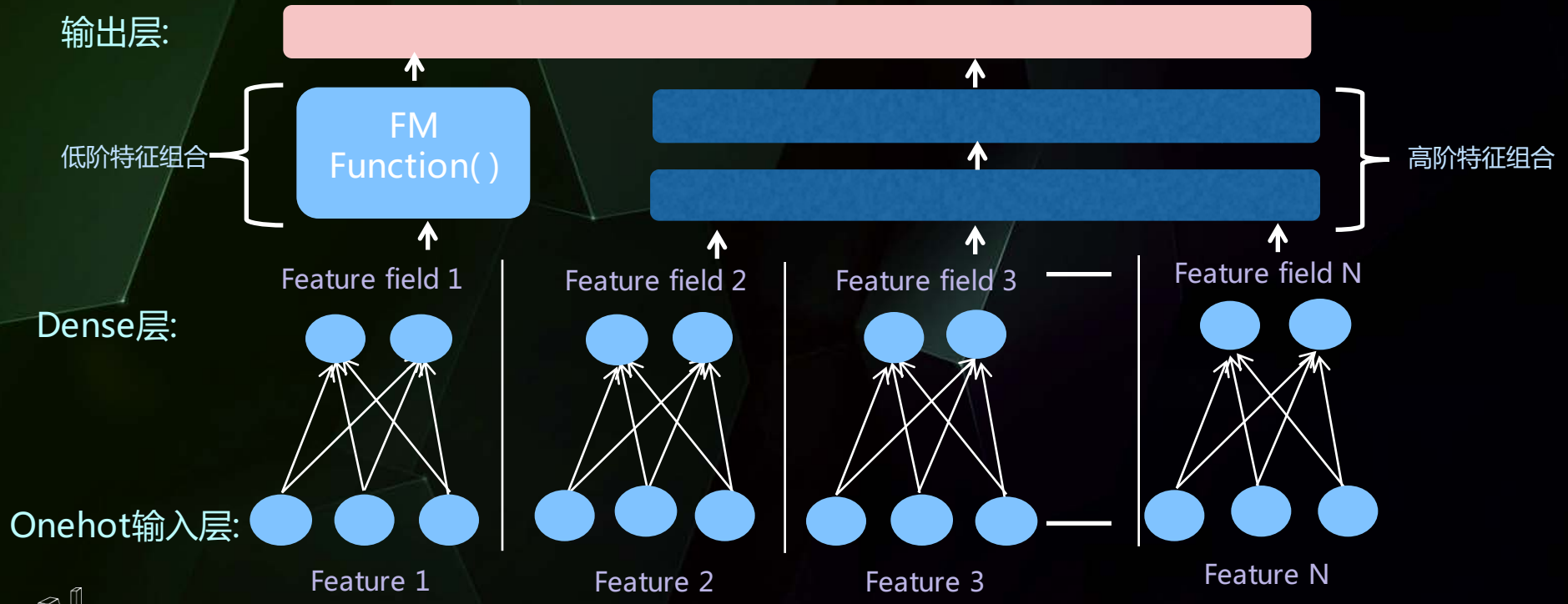
3: Function能够体现FM的思想：

$$\hat{y}(x) := w_0 + \sum_{i=1}^{n} w_i x_i + \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=i+1}^{n} \langle v_i, v_j \rangle x_i x_j$$

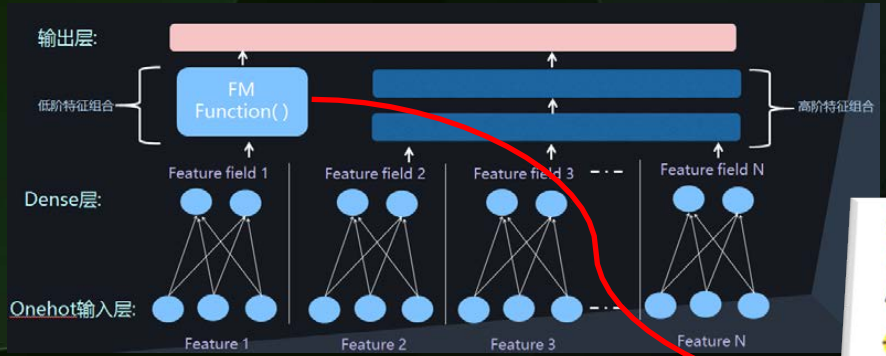
把低阶特征组合模型插入网络结构中

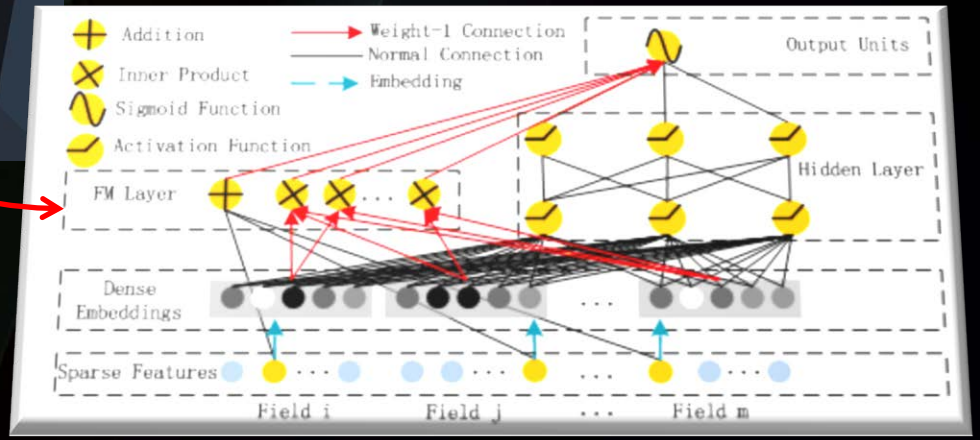


典型网络融合结构之一：并行结构



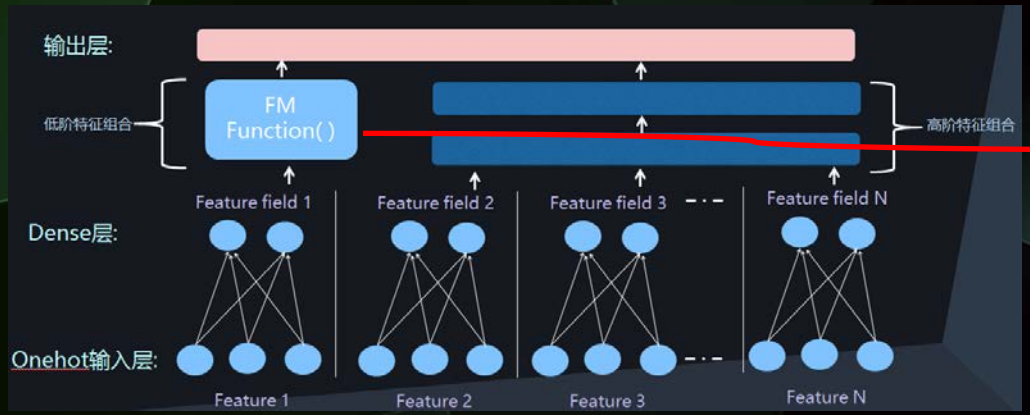
并行结构实例：DeepFM模型

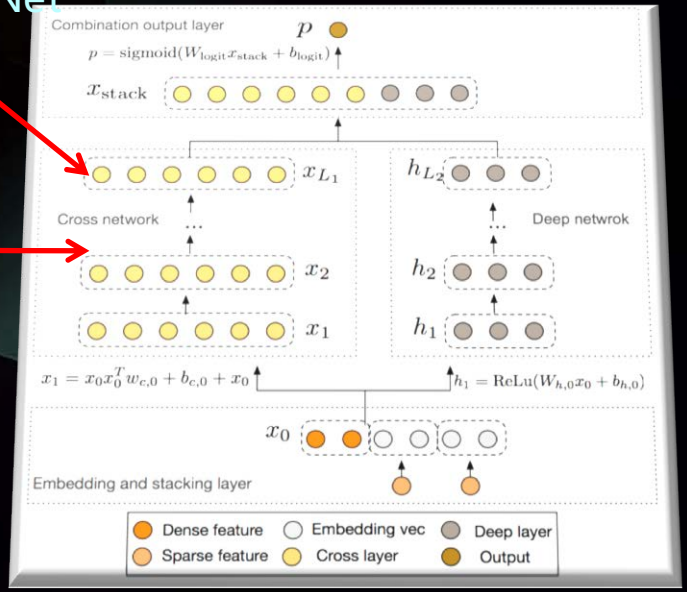




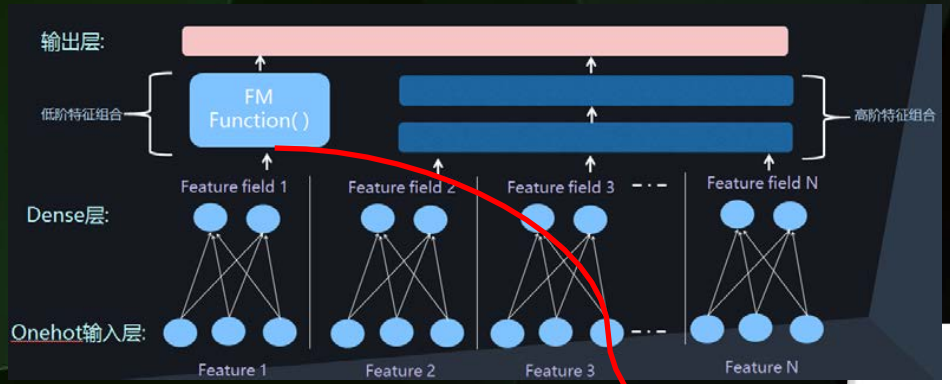
并行结构实例：Deep&Cross模型

FM Function=Cross Network=ResNet





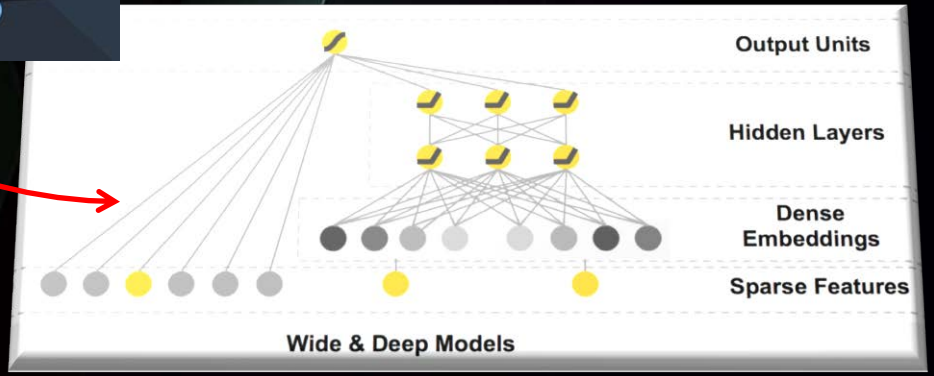
并行结构实例：Wide&Deep模型



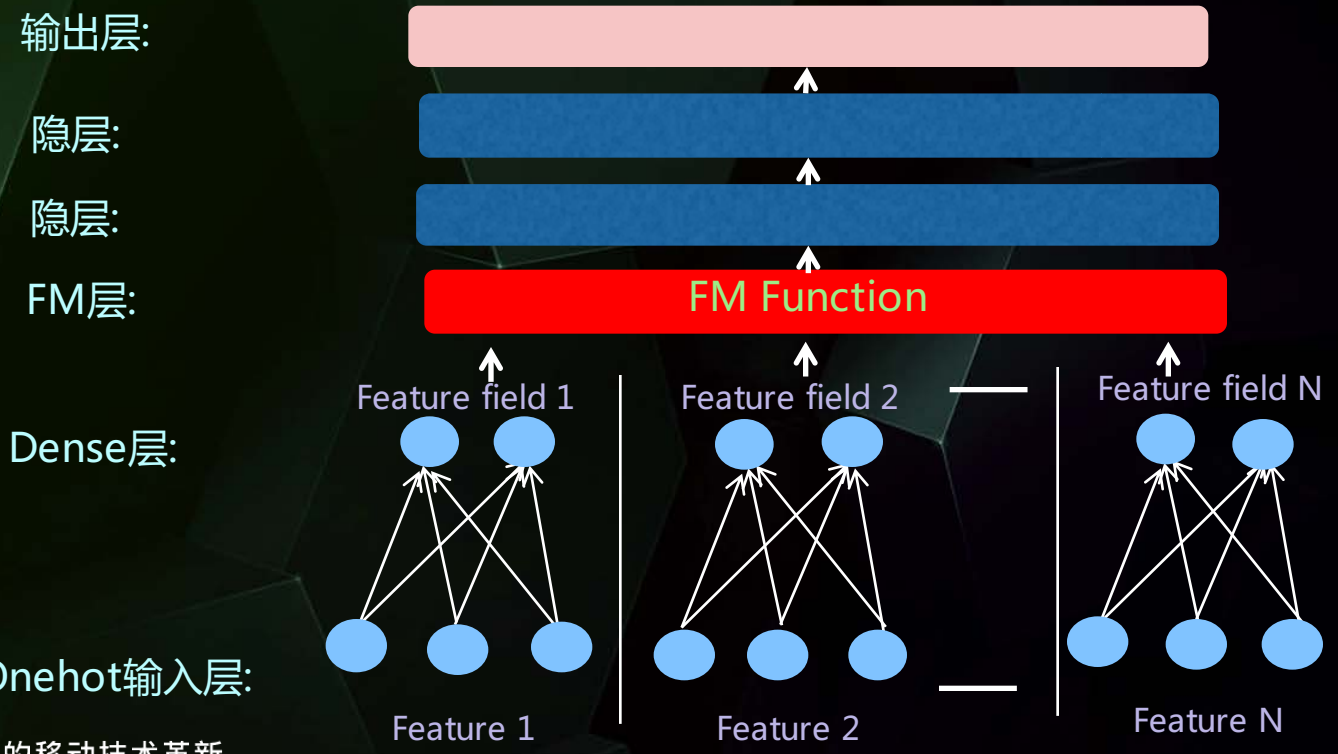
1: Wide网络LR模型，无FM组合

2: 两个不同的输入结构

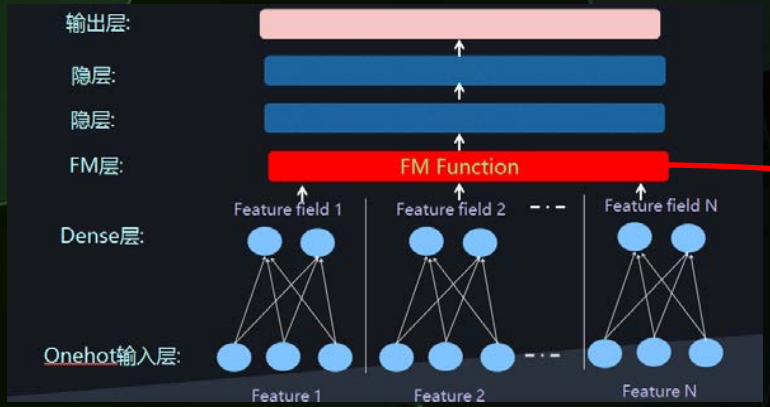
3: Wide部分手工特征工程+Cross 特征

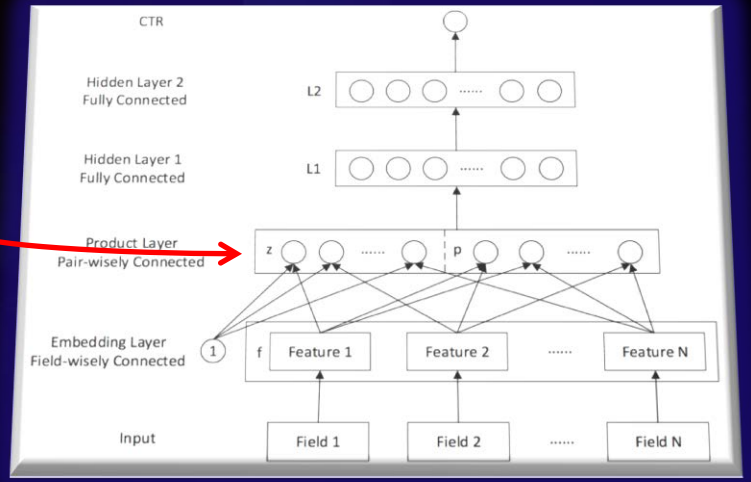


典型网络融合结构之二：串行结构

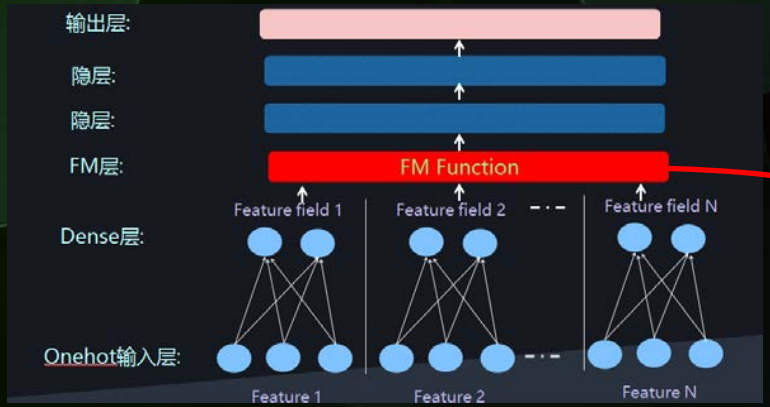


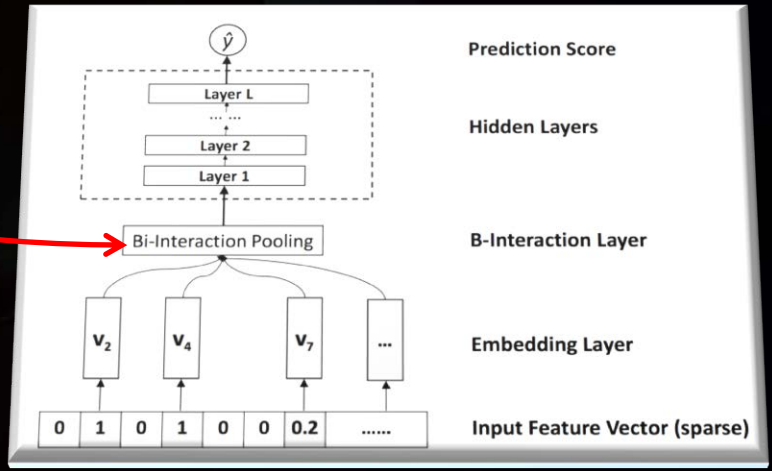
串行结构实例：PNN模型





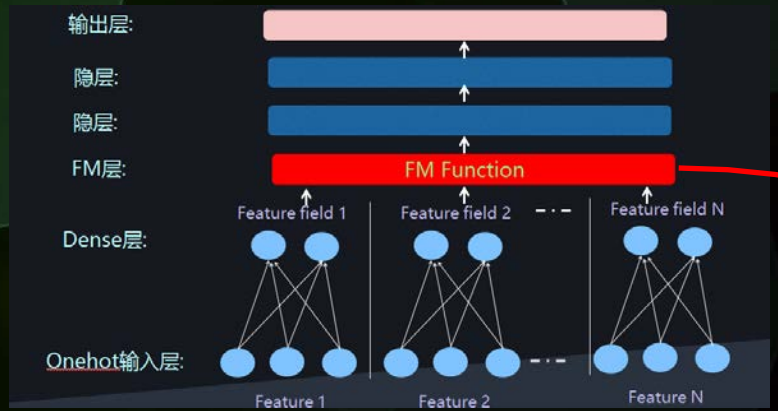
串行结构实例：NFM模型

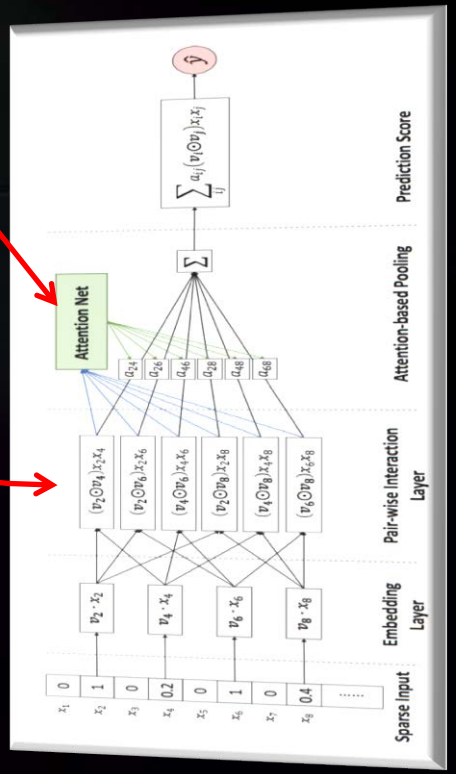




串行结构实例：AFM模型

相比NFM模型只是多了针对组合特征的Attention





- 当深度学习遇到CTR任务
- Factorization Machine模型
- 深度学习CTR模型
  - 深度学习解决CTR任务的几个关键问题
  - 离散特征如何表达
  - 两种网络结构
- 模型选择与训练优化

关于Dense层的预训练

1: Wide & Deep模型Dense层需要预训练

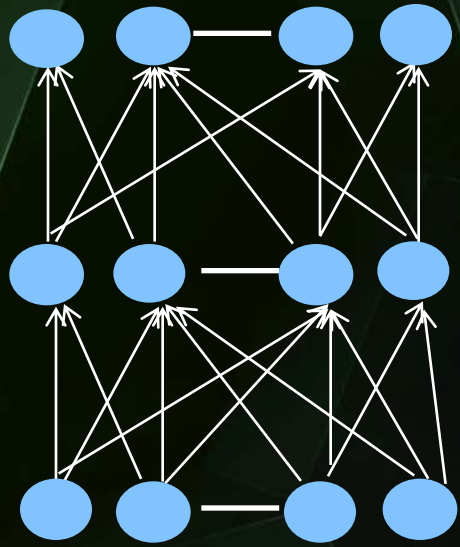
用FM初始化Onehot到Dense层的映射性能明显提升

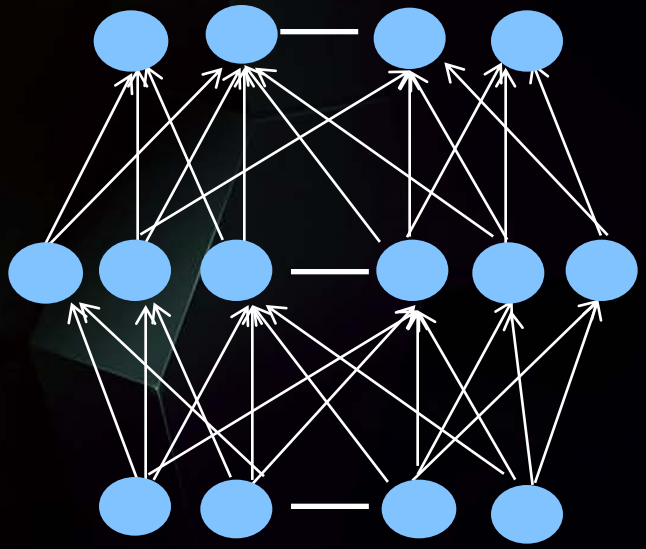
2: 类似的FNN等无明显FM结构的模型Dense层需要预训练

3: 串行结构的模型Dense层需要预训练

?

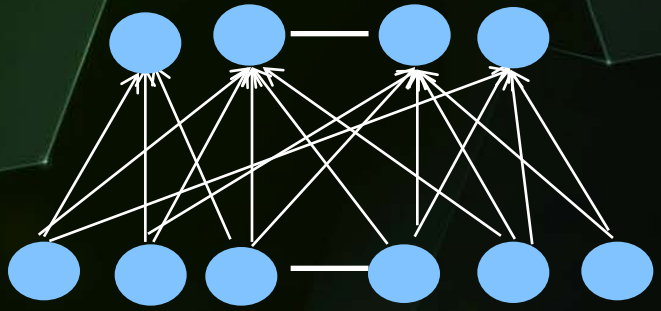
关于Deep网络隐层的网络结构

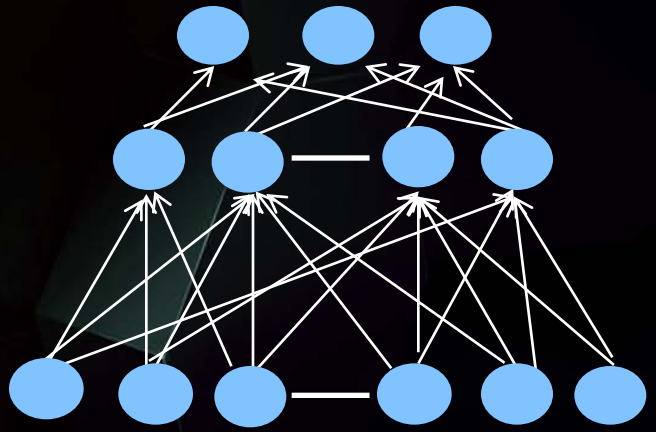




平行结构或者菱形结构效果较好

关于Deep网络隐层的层深





两层或三层

谢谢观看
THANKS