29|CVTE 算法岗武功秘籍

1 CVTE 面经汇总资料

第一节 CVTE面经 汇总资料 一 (整理: 江大白) www.jiangdabai.com

- 1.1 面经汇总参考资料
- 1.2 面经涉及招聘岗位
- 1.3 面试流程时间安排
- 1.4 CVTE面经整理心得

1.1 面经汇总参考资料

① 参考资料:

(1) 牛客网: CVTE 面经-20 篇,网页链接

(2) 知乎面经:点击进入查看

(3) 面试圈: 点击进入查看

② 面经框架及参考答案:

(1) 面经框架及参考答案:点击进入查看

(2) 大厂目录及整理心得:点击进入查看

1.2 面经涉及招聘岗位

(1) 全职岗位类

【深度学习算法工程师】、【图形计算算法工程师】、【数据挖掘算法工程师】、【NLP 算法工程师】

1.3 面试流程时间安排

CVTE面试流程-整理: 江大白			
	面试类型	面试流程	备注(侧重点)
第一面	技术面	自我介绍+项目/实习经验 +技术问答+算法编程	/
第二面	技术面	自我介绍+项目/实习经验 +技术问答	处理问题的综合能力 和压力面
第三面	HR面	基础人力问题	/

PS: 以上流程为大白总结归纳所得,以供参考。

1.4 CVTE 面试心得汇总

- ★ 喜欢从传统的视觉讲起,所以需要将传统的图像算法都进行掌握
- ★ 技术面问的都比较基础,基本稳绕简历发问,全程没有让写编程题,没有问基础数据结构。HR 面问题也相对温和,没有问一些极端的问题,感觉不错。
- ★ 一面的小哥对各种算法的底层数学问的超详细,基本上把机器学习和 CV 的知识问了个遍,好多问题都没答上来。 问了很多个问题,考察了很多方面,比如你对前沿研究方向的把握、论文阅读能力等等。

2 CVTE 面经涉及基础知识点

第二节 CVTE面经 基础知识点 — (整理: 江大白) www.jiangdabai.com

2.1 图像处理基础

2.2 CNN卷积神经网络-常用领域: CV视觉图像处理

深度学习 → 2.3 RNN递归神经网络-常用领域: NLP自然语言处理

2.4 CNN&RNN通用知识点

2.5 机器学习方面

2.6 深度学习&机器学习通用知识点

2.1 图像处理基础

2.1.1 讲解相关原理

- 传统的图像特征有哪些?
- Sift 特征为什么能实现尺度不变性?
- Hough 直线检测的原理 ?
- Hough 变换,harris 角点检测算子的原理?
- SURF 与 SIFT 的对比,为什么 SURF 计算速度比 SIFT 快?
- 给出一堆大小不一的矩形框,快速求矩形框的灰度值之和?

2.2 深度学习: CNN 卷积神经网络方面

2.2.1 讲解相关原理

2.2.1.1 卷积方面

- CNN 的原理,卷积为何有效?
- 1*1 卷积的作用? (面试官补充:主要是起到降维或者是获取到更多特征的作用)

2.2.1.2 池化方面

● 解释一下 pooling?

2.2.1.3 其他方面

- 问 BN 的作用,有哪些 BN 算法?
- 梯度消失与梯度爆炸的产生原因,如何避免?

2.3 深度学习: RNN 递归神经网络方面

2.3.1 讲解相关原理

- LSTM、GRU、RNN的原理以及差别?
- LSTM 和 RNN 有什么区别,解决了什么问题?

2.4 深度学习: CNN&RNN 通用的问题

2.4.1 基础知识点

- 偏差、方差区别?模型比较复杂的时候,偏差和方差的变化:偏差变小,方差变大
- 解释一下方差?
- 数据不平衡的时候的处理方法,比如说正样本多?
- 数据增强的方法?
- 数据增强用了什么噪声,与实际噪声的区别?
- 为什么训练时 Loss 会出现 NAN?

2.5 传统机器学习方面

2.5.1 讲解相关原理

2.5.1.1 数据准备

无

2.5.1.2 特征工程

① 特征降维

- PCA 的实现过程,推导 PCA?
- SVD 的原理?

- 特征值和特征向量奇异值
- SVD 分解局部路径规划算法

② 特征选择

● 特征工程如何做的,有哪些特征,为何使用这些特征?

2.5.1.3 有监督学习-分类和回归方面

① 分类回归树(集成学习)

- 传统的机器学习了解哪些?
- RF和 Adaboost 的异同?
- 阐述 GBDT、xgboost、lightGBM 的异同,xgb 的优势,lgb 的优势,二者的并行如何实现?

② K 近邻 (KNN)

● KNN 和 K-means 的原理说一下?

③ SVM (支持向量机)

- 阐述 SVM 原理,为何使用对偶性以及对偶性原理,SVM 如何解决多分类,SVM 与LR 对比?
- SVM 和 LR 的共同点和不同点 ?

2.5.2 手推算法及代码

无.

2.6 深度学习&机器学习面经通用知识点

2.6.1 损失函数方面

● loss function 说几种?

2.6.2 网络优化梯度下降方面

● 梯度下降和牛顿法的区别?

2.6.3 正则化方面

- L1 和 L2 正则化的区别?
- L1 正则为何有稀疏性?

2.6.4 过拟合&欠拟合方面

- 解释一下什么叫过拟合,如何防止过拟合?过拟合的解决方案?
- 模型过拟合了怎么办?(数据增强、修改模型、L1 和 L2 正则化等)
- 假如网络不收敛,你会采取哪些措施?

3 CVTE 面经涉及项目知识点

第三节 CVTE面经 项目知识点

(整理: 江大白) www.jiangdabai.com 3.1 深度学习: CNN卷积神经网络方面

3.2 深度学习: RNN递归神经网络方面

3.3 强化学习方面

3.4 机器学习方面

3.1 深度学习: CNN 卷积神经网络方面

3.1.1 目标检测方面

● 解释一下 ROI Pooling?

3.1.2 超分辨

- 做过哪些传统的超分或者去噪的算法?
- 多尺度如何分别在三个图像去噪,图像超分辨率任务起作用?

● 图像去噪是去高频,超分是加高频,如何作用?

3.1.3 目标重识别

- 对行人重识别的损失函数了解多少? (说三元组损失,让解释一下)
- 3.2 深度学习: RNN 递归神经网络方面
- 3.2.1 自然语言处理 NLP
- 3.2.1.1 讲解原理

① HMM 隐马尔科夫模型

● HMM 与 CRF 的原理,差别,是全局最优还是局部最优以及为什么?

② Word2vec

- 阐述 word2vec 的原理?
- 问 word2vec 的两种优化方法,说下分层 softmax 是怎么做的?
- word2vec 的优点和缺点,是如何解决 oov 的问题的?

③ NER(命名实体识别)

- 做 NER 和 RE 时采用了什么模型?效果目前怎样?
- RE 时的数据标注如何进行的?

4) 其他

- 对于一个取值较多的类别变量在不能进行 onehot 的情况下如何使用?
- 知识图谱的构建过程是怎样的?
- 图谱推理目前采用了什么方法?
- 表示学习如何使用在 NLP 任务中,举例说明?
- 做文本表征特征的方法有什么?

3.3 强化学习

无

3.4 机器学习方面

无

4 数据结构与算法分析相关知识点

第四节 CVTE面经 数据结构与算法分析:

(整理: 江大白) www.jiangdabai.com 4.1 数据结构与算法分析:线性表、属、散列表、图等

4.2 算法思想实战及智力题

4.3 其他方面:数论、计算几何、矩阵运算等

4.4 Leetcode&剑指offer原题

4.1 数据结构与算法分析

4.1.1 树

● 为何使用哈弗曼树,如何构建哈夫曼,负采样的原理?

4.2 算法思想实战及智力题

4.2.1 算法思想实战

● 有一个城市名称列表,如何判断语句中是否出现了列表中的城市,一开始说了一种最简单的算法,但是时间复杂度很高,在面试官提示下提出用 kmp 算法来降低复杂度

4.3 其他方面

无

4.4 Leetcode&剑指 offer 原题

无

5 编程高频问题: Python&C/C++方面

第五节 CVTE面经 编程高频问题

5.1 Python方面: 网络框架、基础知识、手写代码相关

(整理: 江大白) www.jiangdabai.com 5.2 C/C++方面:基础知识、手写代码相关

5.1 python 方面

5.1.1 网络框架方面

怎么处理大批量数据的读入? (基于 pytorch 或 tensorflow 回答)

5.1.2 基础知识

● Python 数据类型中,不可变的有哪些,可变的有哪些?(不可变的是元组,可变 的是字典、列表)

5.2 C/C++方面

- list 内存分配虚函数与纯虚函数的区别实现一个 share 类 lambda 函数
- 操作系统高频问题:数据库&线程&常用命令等 6

CVTE面经

操作系统高频问题

(整理: 江大白) www.jiangdabai.com 6.1 数据库方面:基础知识、手写代码相关

6.2 操作系统方面: TCP、线程&进程、常用命令相关

6.1 数据库方面

无

6.2 操作系统方面

6.2.1 常用命令

- 动态窗 Linux 查找文件的命令有哪些 Linux 两台主机进行通信采用什么命令 Linux 进错目录?
- 用 cd 命令如何返回 vector?

7 技术&产品&开放性问题

7.1 技术方面

- 单模型最高与模型融合的结果差距多少?如何进行的融合?
- 无人机竞赛中所使用的路径规划算法是什么?是如何对天气进行预测的?比赛中对上分的手段是什么?
- 有一个城市名称列表,如何判断语句中是否出现了列表中的城市,一开始说了一种 最简单的算法,但是时间复杂度很高,在面试官提示下提出用 kmp 算法来降低复杂度, 面试官接着问有没有更好的方法,我已经想不出来了,面试官就给我介绍前缀树的做法。

7.2 开放性问题

● "记录微波炉里烘培食物的过程,自动选出最有趣的一段视频" 如果让我去实现这个项目,我会怎么做?