openGauss AI特性创新实践课



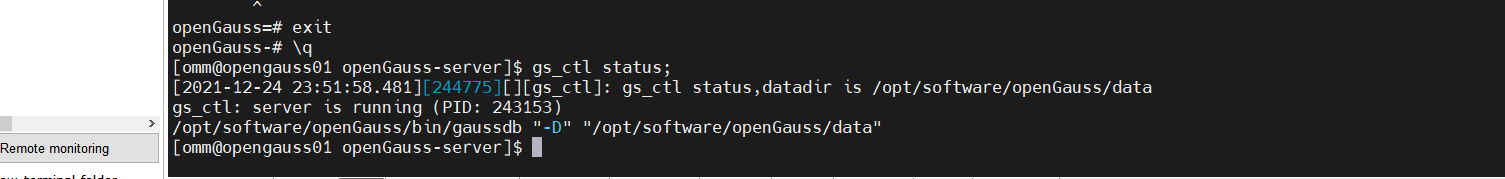
华为技术有限公司

# 关卡一、openGauss数据安装及基本操作

openGauss数据安装及基本操作, 作业提交任务如下：

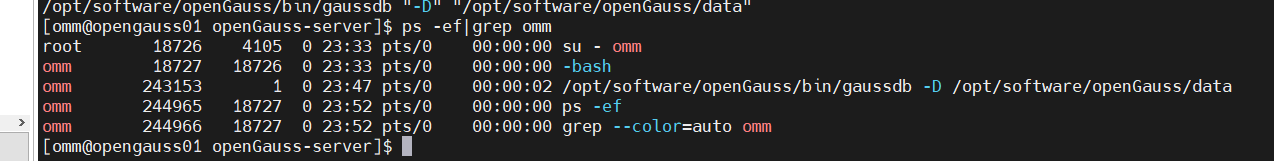
任务一：数据库状态验证

1. 查询数据库状态成功截图



任务二：数据库服务进程验证

1. 查看数据库服务进程截图（包含数据库服务器的主机名）



实验思考题：为什么需要通过源码编译，安装数据库？

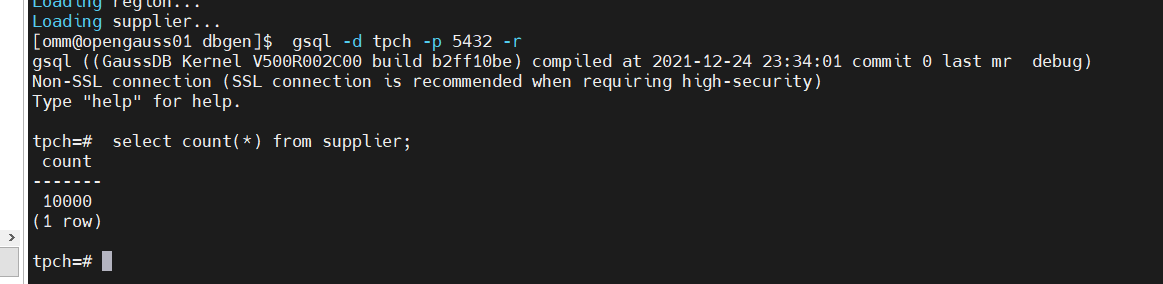
因为这个数据库是用c语言写的，可移植性不强，不同的操作系统的一些底层依赖库不一样，会有稍微的差别，因为在使用数据库之前，需要先编译源码构建合适的依赖库。

# 关卡二、openGauss数据导入及基本操作

任务一：数据初始化验证

1. 查询supplier表的行数，并将结果进行图：

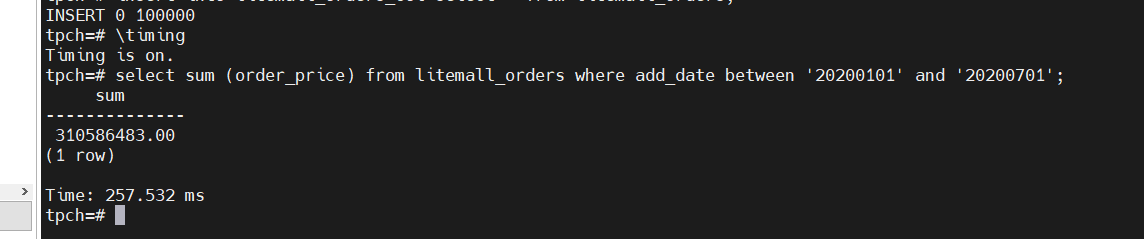
select count(\*) from supplier;;



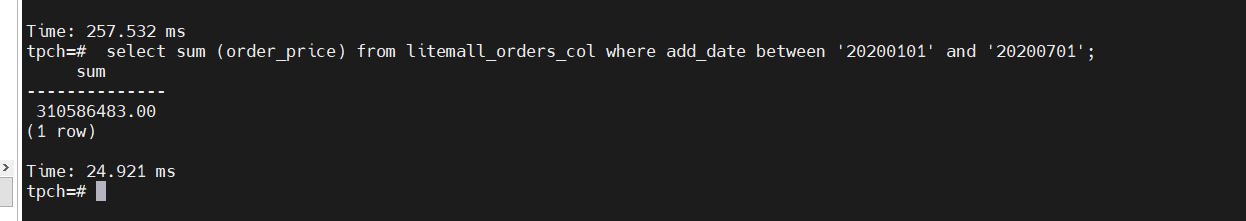
任务二：行存表与列存表执行效率对比

1. 2020年上半年litemall\_orders行存表与litemall\_orders\_col列存表中的order\_price的总和查询，并对比执行效率截图

select sum (order\_price) from litemall\_orders where add\_date between '20200101' and '20200701';

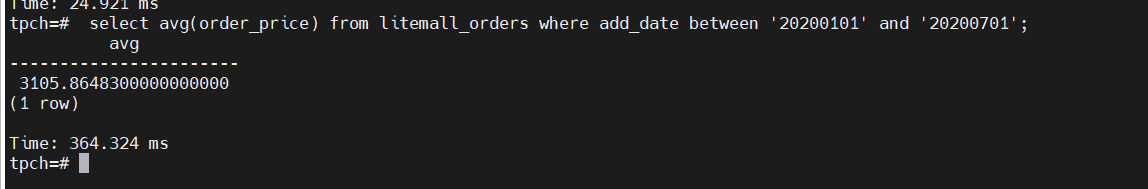


select sum (order\_price) from litemall\_orders\_col where add\_date between '20200101' and '20200701';

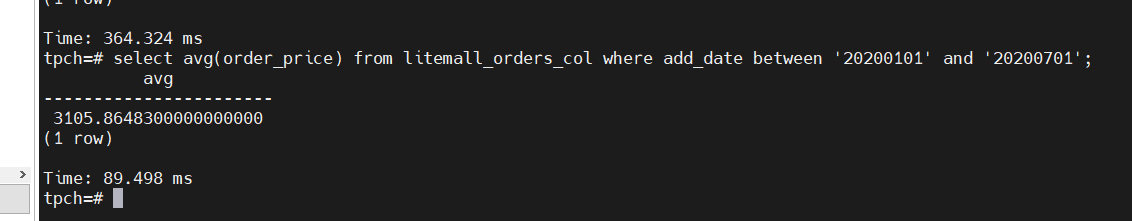


2. 2020年上半年litemall\_orders行存表与litemall\_orders\_col列存表中的order\_price的平均值查询，并对比执行效率截图

select avg (order\_price) from litemall\_orders where add\_date between '20200101' and '20200701';

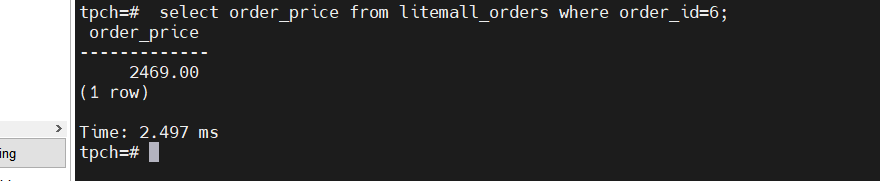


select avg (order\_price) from litemall\_orders\_col where add\_date between '20200101' and '20200701';

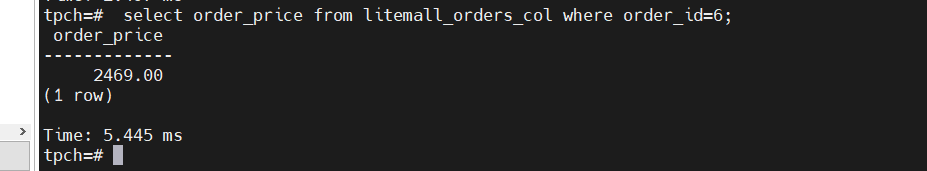


3. 查询litemall\_orders行存表与litemall\_orders\_col列存表中order\_id为6的order\_price的值，并对比执行效率截图。

select order\_price from litemall\_orders where order\_id=6;

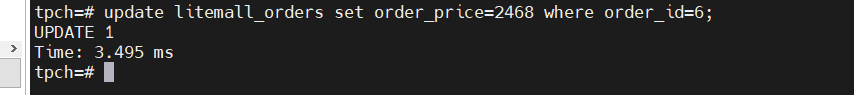


select order\_price from litemall\_orders\_col where order\_id=6;

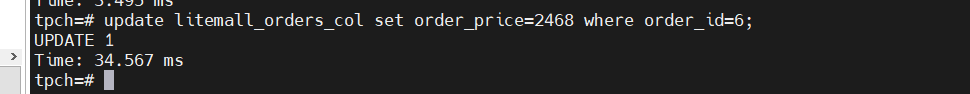


4. 将litemall\_orders行存表与litemall\_orders\_col列存表中order\_id为6的order\_price修改为2468，并对比执行效率截图。

update litemall\_orders set order\_price=2468 where order\_id=6;



update litemall\_orders\_col set order\_price=2468 where order\_id=6;



任务三：物化视图的使用

1. 创建物化视图所需要的表后，对表内容进行查询，对查询结果截图：

SELECT \* FROM test\_view;



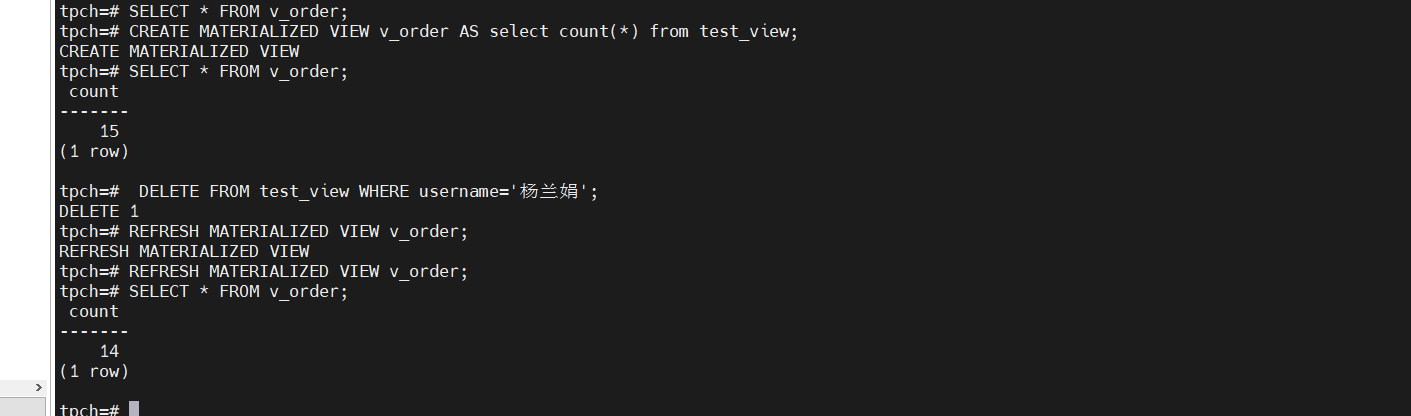
2. 使用物化视图统计人数，查询物化视图结果，将执行结果截图。

SELECT \* FROM v\_order;



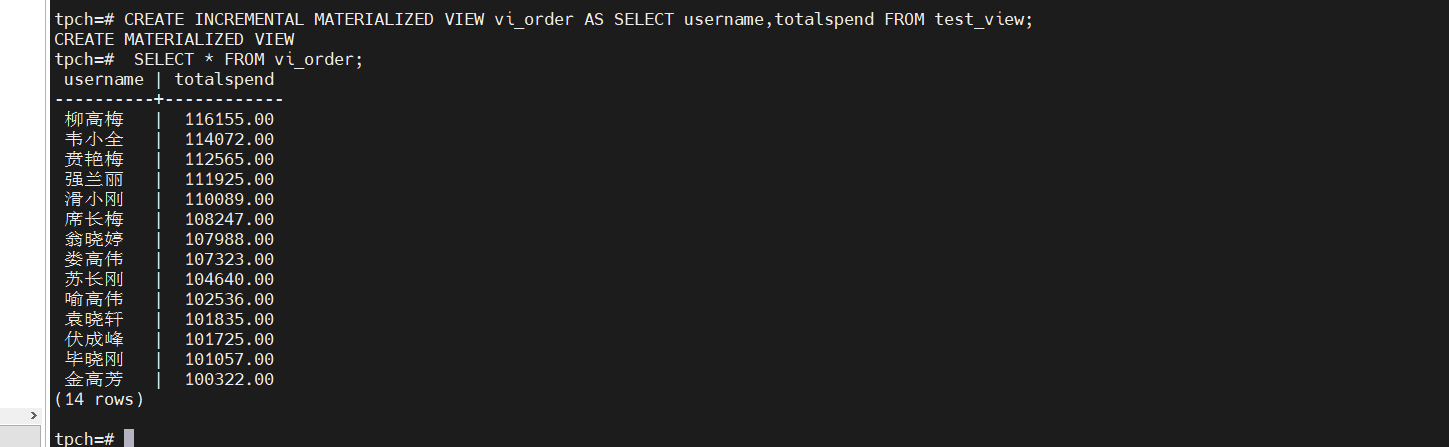
3. 对表进行操作后，刷新物化视图，查询物化视图结果，将执行结果截图。

SELECT \* FROM v\_order;



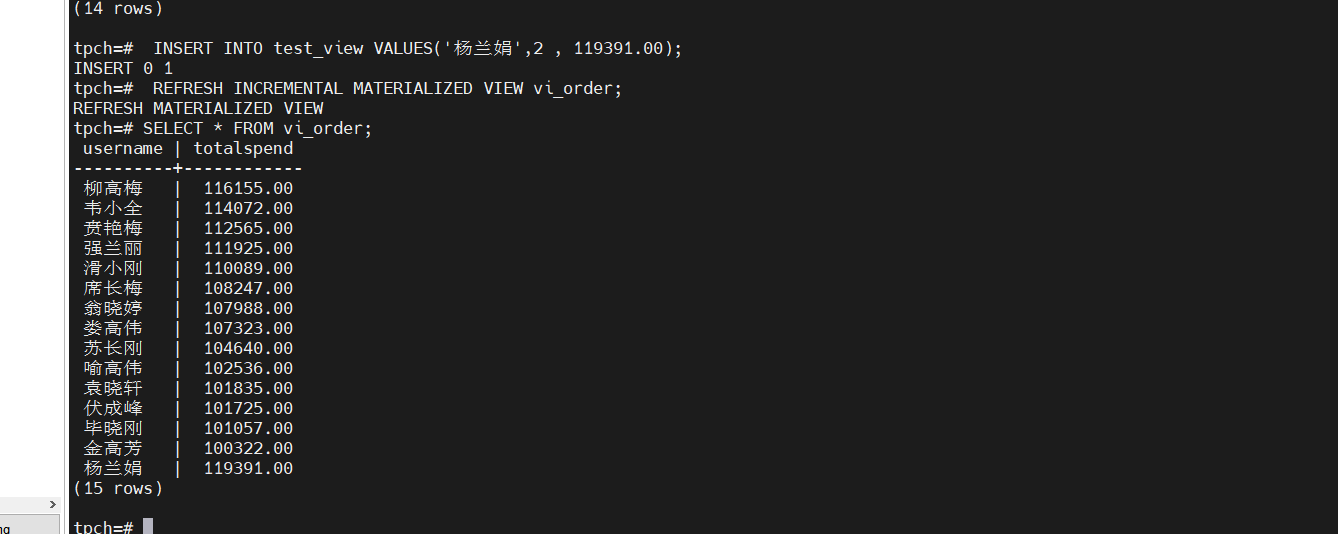
4. 创建增量物化视图，查询物化视图结果，将执行结果截图。

SELECT \* FROM vi\_order;



5. 对表进行操作后，刷新增量物化视图，查询物化视图结果，将执行结果截图。

SELECT \* FROM vi\_order;



实践思考题1：行存表与列存表在执行相同的SQL语句时，为何执行的时间不同？在执行哪些类型SQL时，行存表效率更高？在执行哪些类型SQL时，列存表效率更高？

在基于列式存储的数据库中， 数据是按照列为基础逻辑存储单元进行存储的，一列中的数据在存储介质中以连续存储形式存在。在基于行式存储的数据库中， 数据是按照行数据为基础逻辑存储单元进行存储的， 一行中的数据在存储介质中以连续存储形式存在。

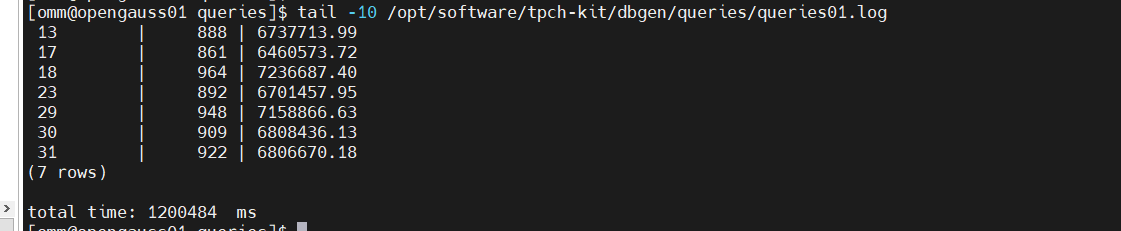
实践思考题2：全量物化视图与增量物化视图有哪些差别？

# 关卡三、openGauss的AI4DB特性应用

任务一：使用X-Tuner进行参数优化

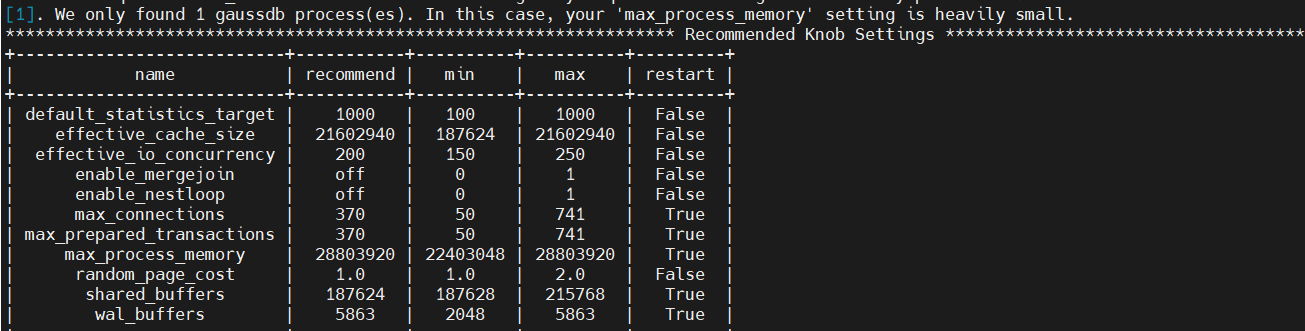
1. 执行TPCH脚本，获得测试时间，将执行结果截图：

gsql -d tpch -p 5432 -r -f /opt/software/tpch-kit/dbgen/queries/queries.sql > /opt/software/tpch-kit/dbgen/queries/queries01.log



2. 使用root用户，执行X-Tuner进行参数建议优化，将执行结果截图

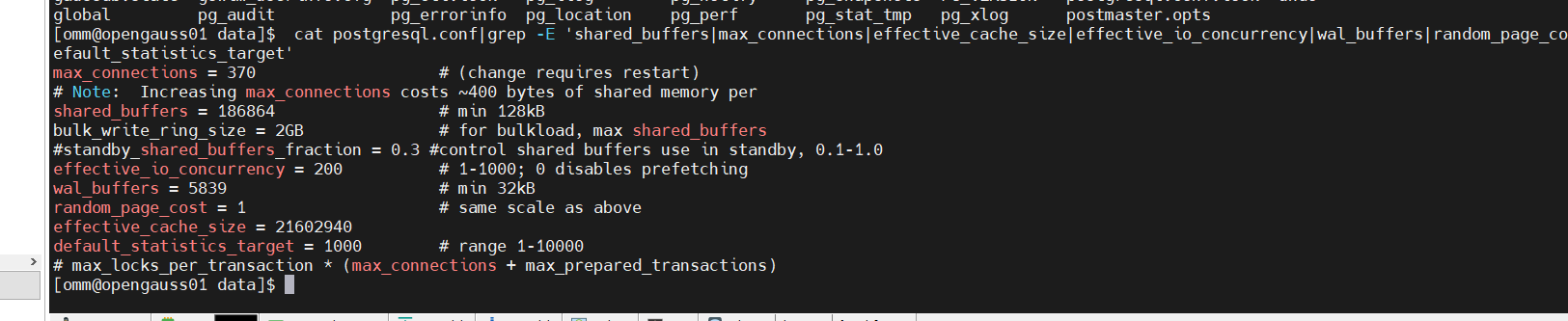
gs\_xtuner recommend --db-name tpch --db-user omm --port 5432 --host 127.0.0.1 --host-user omm



3.重启完成后，获取参数值：

cd /opt/software/openGauss/data

cat postgresql.conf|grep -E 'shared\_buffers|max\_connections|effective\_cache\_size|effective\_io\_concurrency|wal\_buffers|random\_page\_cost|default\_statistics\_target'



任务二：使用Index-advisor对select 查询语句进行优化，并通过对比执行计划，得到优化前后的不同。

1. 使用explain，对查询2020年3月订单表收入并进行排序的SQL加以分析，将结果截图。

EXPLAIN

SELECT ad.province AS province, SUM(o.actual\_price) AS GMV

FROM litemall\_orders o,

address\_dimension ad,

date\_dimension dd

WHERE o.address\_key = ad.address\_key

AND o.add\_date = dd.date\_key

AND dd.year = 2020

AND dd.month = 3

GROUP BY ad.province

ORDER BY SUM(o.actual\_price) DESC;

2. 使用索引推荐功能，对查询语句进行推荐，将执行结果截图。

select \* from gs\_index\_advise('

SELECT ad.province AS province, SUM(o.actual\_price) AS GMV

FROM litemall\_orders o,

address\_dimension ad,

date\_dimension dd

WHERE o.address\_key = ad.address\_key

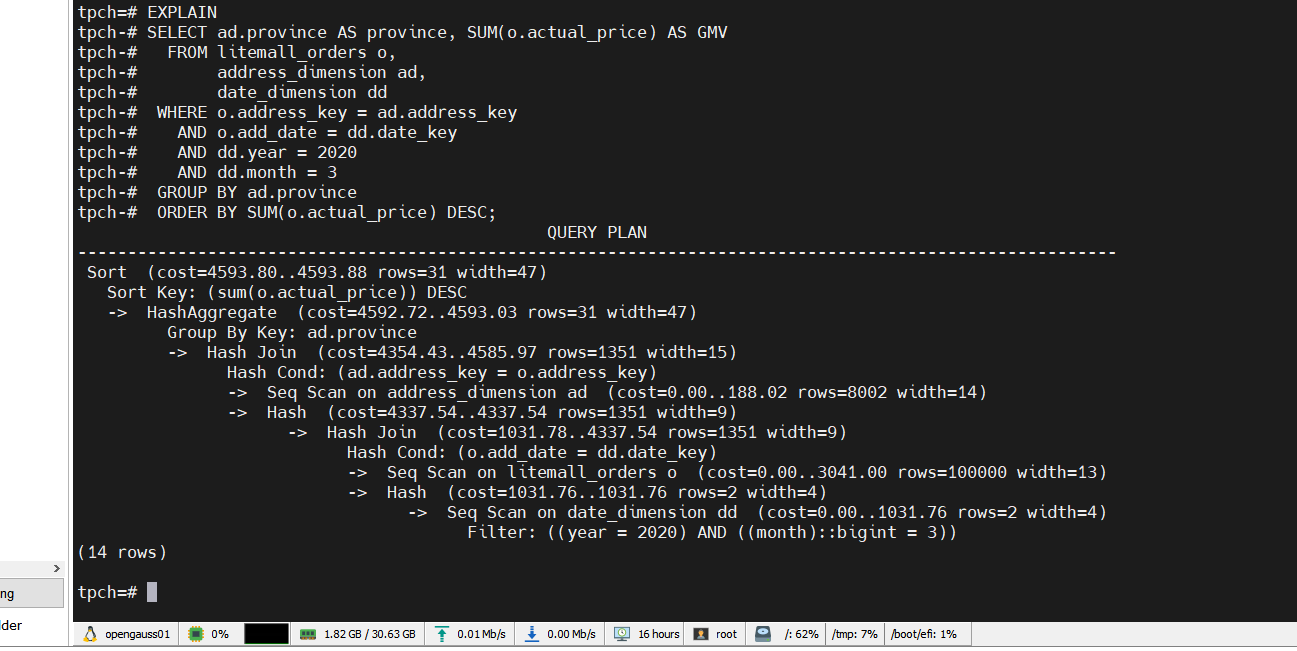
AND o.add\_date = dd.date\_key

AND dd.year = 2020

AND dd.month = 3

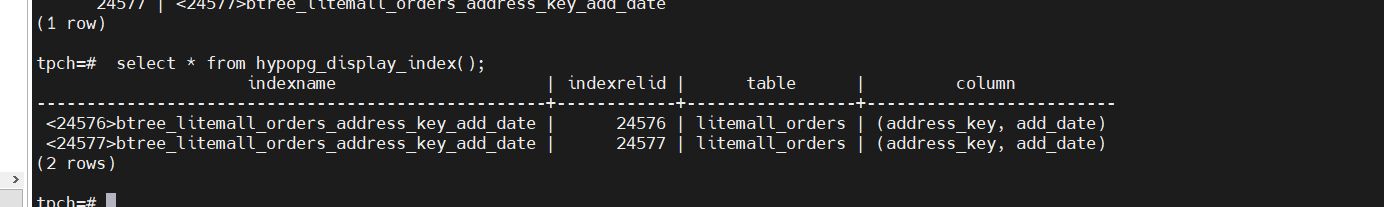
GROUP BY ad.province

ORDER BY SUM(o.actual\_price) DESC');



3. 查看创建的虚拟索引列，将执行结果截图。

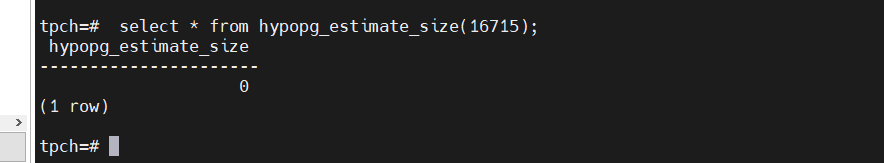
select \* from hypopg\_display\_index();

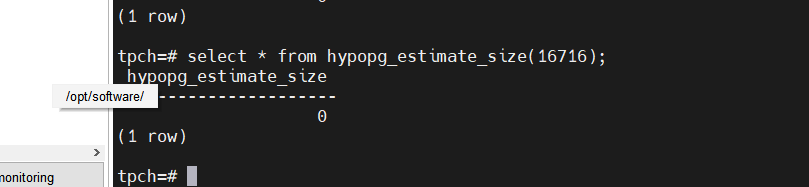


4. 获取索引虚拟列大小结果（单位为：字节），将执行结果截图。

select \* from hypopg\_estimate\_size(16715);

select \* from hypopg\_estimate\_size(16716);





5.再次使用explain，对该SQL加以分析，将执行结果截图。

EXPLAIN

SELECT ad.province AS province, SUM(o.actual\_price) AS GMV

FROM litemall\_orders o,

address\_dimension ad,

date\_dimension dd

WHERE o.address\_key = ad.address\_key

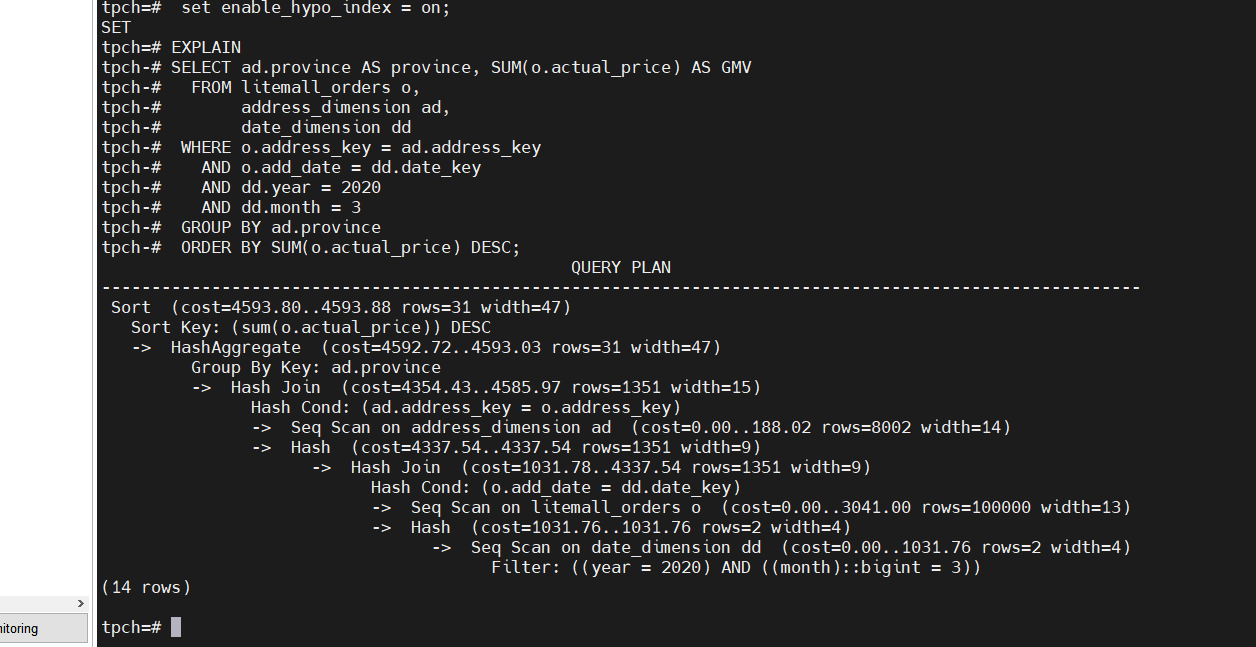
AND o.add\_date = dd.date\_key

AND dd.year = 2020

AND dd.month = 3

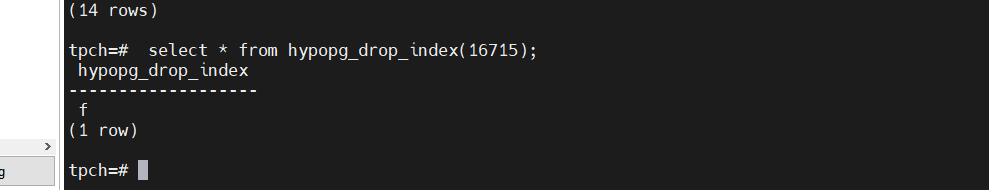
GROUP BY ad.province

ORDER BY SUM(o.actual\_price) DESC;



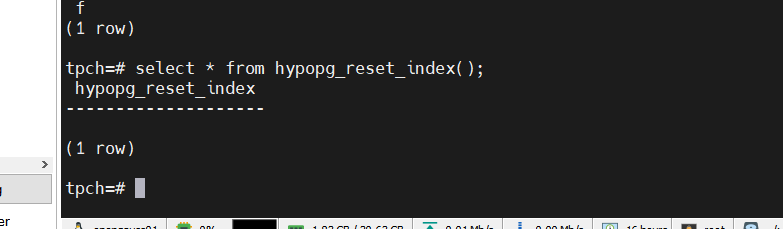
6. 删除某一个索引虚拟列，将执行结果截图。

select \* from hypopg\_drop\_index(16715);



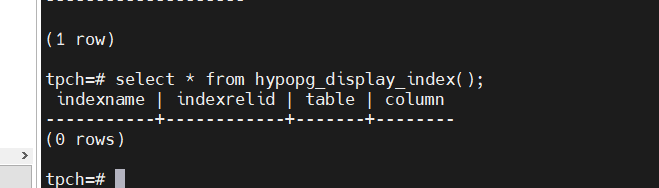
7. 删除某一个索引虚拟列，将执行结果截图。

select \* from hypopg\_reset\_index();



8. 查看索引虚拟列，将执行结果截图。

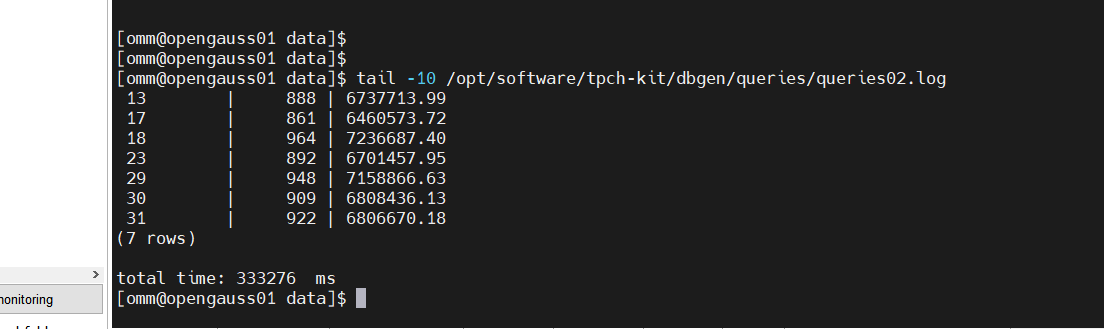
select \* from hypopg\_display\_index();



任务三：通过创建索引，对queries.sql中的SQL语句进行优化，并对比优化前后queries.sql执行的时间。

1. 重新执行queries.sql查询，将执行结果截图：

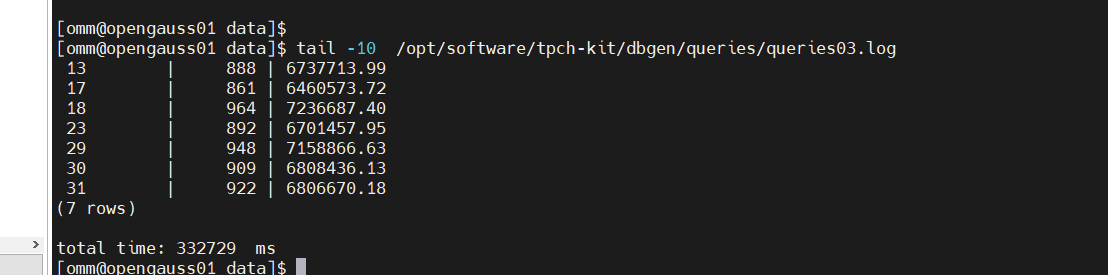
gsql -d tpch -p 5432 -r -f /opt/software/tpch-kit/dbgen/queries/queries.sql > /opt/software/tpch-kit/dbgen/queries/queries02.log



挑战一：进一步优化queries.sql中的查询语句，使得前后执行时间出现倍数级的提升。

1. 重新执行queries.sql查询，将执行结果截图：

gsql -d tpch -p 5432 -r -f /opt/software/tpch-kit/dbgen/queries/queries.sql > /opt/software/tpch-kit/dbgen/queries/queries03.log



实践思考题1：根据X-Tuner给出的参数优化，在哪些参数上进行了优化，为何要对这些参数进行优化？

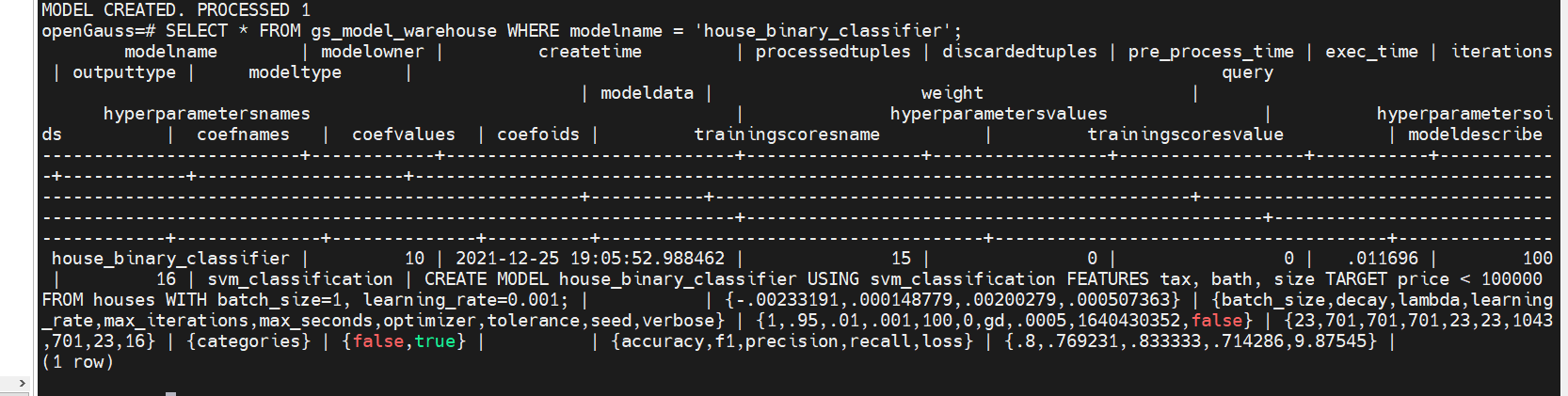
实践思考题2：索引的使用，对于执行SQL有什么好处？除了使用索引和参数外，还有哪些方面可以对数据库进行优化？

索引的使用能够有效避免全表扫面，提高查询效率。除了使用索引和参数外，还可以优化表的设计，增大缓冲池内存大小等这些方法来进行对数据库优化。

# 关卡四、openGauss的DB4AI特性应用

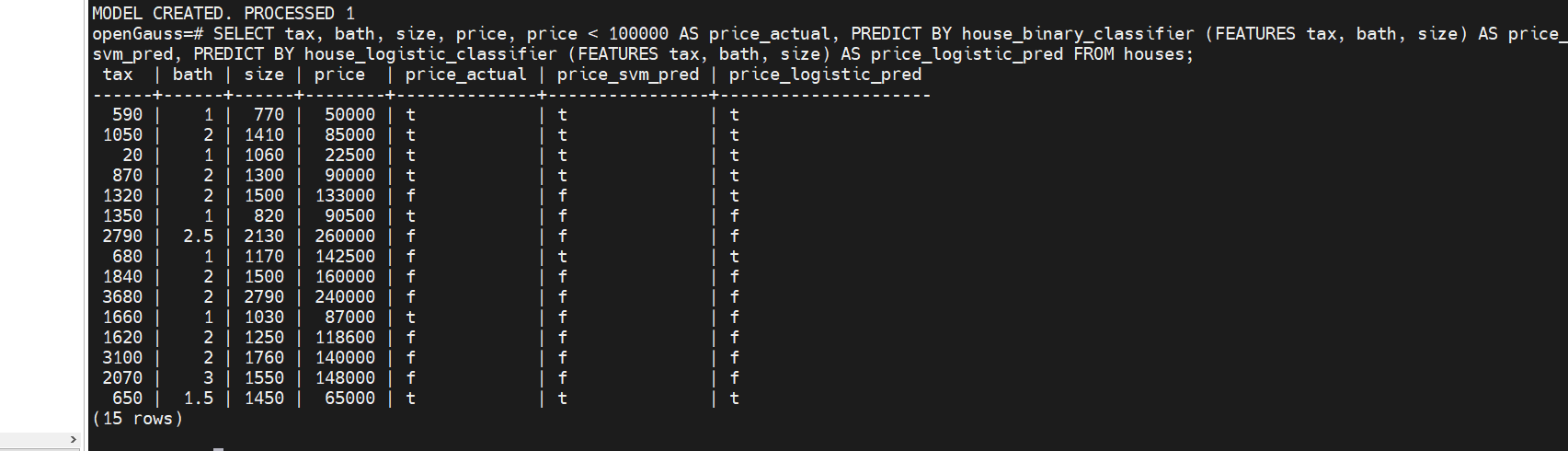
任务一：在gs\_model\_warehouse系统表中查看训练后的模型信息，将执行结果截图：

postgres=# SELECT \* FROM gs\_model\_warehouse WHERE modelname = 'house\_binary\_classifier';



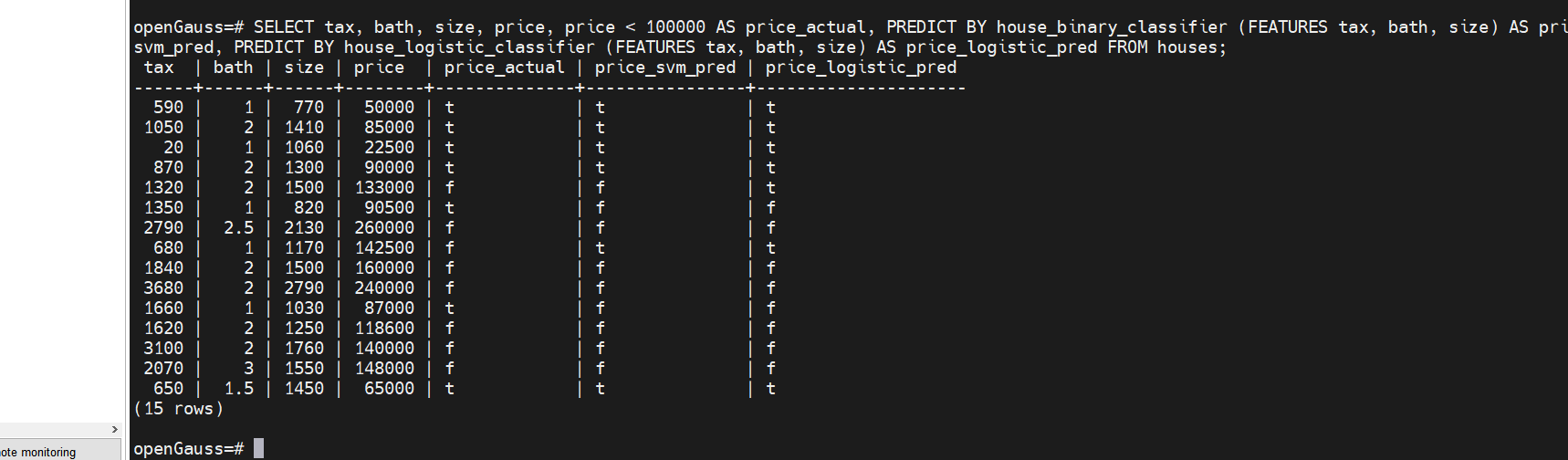
任务二：观察新模型的信息，将执行结果截图。

postgres=# SELECT \* FROM gs\_model\_warehouse WHERE modelname = 'house\_binary\_classifier';



任务三：利用训练好的逻辑回归模型预测数据，并与SVM算法进行比较，将执行结果截图。

postgres=# SELECT tax, bath, size, price, price < 100000 AS price\_actual, PREDICT BY house\_binary\_classifier (FEATURES tax, bath, size) AS price\_svm\_pred, PREDICT BY house\_logistic\_classifier (FEATURES tax, bath, size) AS price\_logistic\_pred FROM houses;



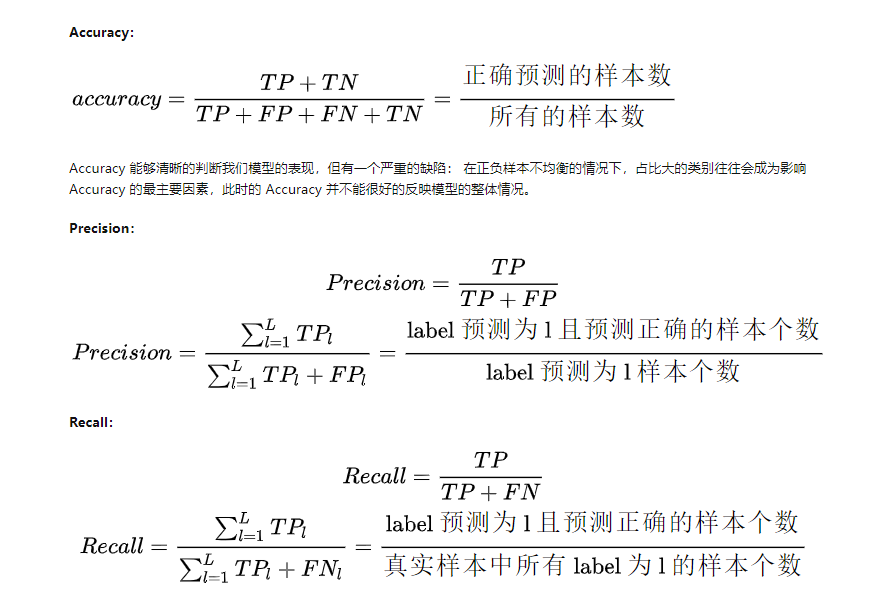
实践思考题1：分类模型与回归模型有何不同？

     回归会给出一个具体的结果，例如房价的数据，根据位置、周边、配套等等这些维度，给出一个房价的预测。         分类相信大家都不会陌生，生活中会见到很多的应用，比如垃圾邮件识别、信用卡发放等等，就是基于数据集，作出二分类或者多分类的选择。

实践思考题2：什么是SVM算法？

支持向量机（英语：support vector machine，常简称为SVM，又名支持向量网络）是在分类与回归分析中分析数据的监督式学习模型与相关的学习算法。给定一组训练实例，每个训练实例被标记为属于两个类别中的一个或另一个，SVM训练算法创建一个将新的实例分配给两个类别之一的模型，使其成为非概率二元线性分类器。SVM模型是将实例表示为空间中的点，这样映射就使得单独类别的实例被尽可能宽的明显的间隔分开。然后，将新的实例映射到同一空间，并基于它们落在间隔的哪一侧来预测所属类别。

实践思考题3：分类问题有哪些评价指标，请分别说明他们的含义？



实践思考题4：回归问题有哪些评价指标，请分别说明他们的含义？

MAE：

MSE