

大模型核心技术完全记忆手册

一、RoPE (旋转位置编码)

核心作用

- **位置编码**: 为Transformer添加绝对+相对位置信息
- **长度外推**: 训练后能处理更长序列
- **数学特性**: 注意力分数仅与相对位置差有关

原理公式

向量分割：将d维向量分成d/2组 $[(x_0, x_1), (x_2, x_3) \dots]$ 旋转角度： $\theta_i = 10000^{-2i/d}$ 旋转矩阵： $R(\theta) = [[\cos\theta, -\sin\theta], [\sin\theta, \cos\theta]]$ 最终计算： $q_m' = R(m\theta)q_m, k_n' = R(n\theta)k_n$

实现要点

```
```c
// 预计算cos/sin表
for (int i = 0; i < d/2; i++) {
 float theta = pow(10000.0, -2.0*i/d);
 cos_cache[pos][i] = cos(pos * theta);
 sin_cache[pos][i] = sin(pos * theta);
}

// 旋转计算 (每组两个元素)
float x0 = q[2*i], x1 = q[2*i+1];
q[2*i] = x0*cos - x1*sin; // 实部
q[2*i+1] = x0*sin + x1*cos; // 虚部
```

```

记忆关键：向量旋转 → 保持模长 → 相对位置编码

二、Q/K投影 (ggml_mul_mat)

核心作用

- **空间映射**: 将输入映射到查询(Q)和键(K)空间
- **线性变换**: $y = xW$, 维度变换: hidden \rightarrow head_dim \times n_heads

原理公式

$$\begin{aligned} Q &= X \times W_q \quad [\text{seq_len}, \text{hidden}] \times [\text{hidden}, \text{head_dim} \times \text{n_heads}] \\ K &= X \times W_k \quad [\text{seq_len}, \text{hidden}] \times [\text{hidden}, \text{head_dim} \times \text{n_heads}] \end{aligned}$$

实现要点

```
// 矩阵乘法核心（简化）
for (int i = 0; i < seq_len; i++) {
    for (int j = 0; j < out_dim; j++) {
        float sum = 0;
        for (int k = 0; k < in_dim; k++) {
            sum += x[i*in_dim + k] * w[j*in_dim + k];
        }
        out[i*out_dim + j] = sum;
    }
}
```

优化技巧：

1. 权重分块加载，减少缓存失效
2. 支持量化：INT8/INT4权重
3. 使用SIMD指令并行计算

三、RMS Norm (ggml_rms_norm)

核心作用

- **稳定训练**: 替代LayerNorm，加速收敛
- **简化计算**: 不减去均值，仅用均方根
- **参数学习**: γ 缩放参数适应数据分布

原理公式

```
RMS(x) = sqrt(mean(x^2) + ε) # ε=1e-6防止除零
x_norm = x / RMS(x)
输出 = γ ⊙ x_norm           # ⊙表示逐元素乘
```

实现要点

```
// 三步计算流程
1. 计算平方和：
float ss = 0;
for (int i = 0; i < n; i++) ss += x[i] * x[i];

2. 计算缩放因子：
float scale = 1.0f / sqrtf(ss/n + 1e-6f);

3. 应用归一化和缩放：
for (int i = 0; i < n; i++)
    y[i] = x[i] * scale * gamma[i];
```

性能注意：一次遍历完成，向量化加速

四、Q/K Norm缩放 (ggml_mul)

核心作用

- **稳定softmax**: 防止点积过大导致梯度消失
- **方差控制**: 保持注意力分数方差 ≈ 1
- **数值稳定**: 避免浮点数溢出

原理公式

注意力分数 = $\text{softmax}(Q \cdot K^T / \sqrt{d_k})$

其中 $d_k = \text{head_dim}$ (通常64/128)

缩放因子 = $1/\sqrt{d_k} \approx 0.125$

实现要点

```
// 点积计算后立即缩放
float scale = 1.0f / sqrtf((float)head_dim);

for (int i = 0; i < seq_len; i++) {
    for (int j = 0; j < seq_len; j++) {
        // 计算点积
        float dot = 0;
        for (int k = 0; k < head_dim; k++) {
            dot += q[i*head_dim + k] * k[j*head_dim + k];
        }
        // 应用缩放
        attention[i][j] = dot * scale;
    }
}
```

记忆关键：点积后缩放 \rightarrow 除 $\sqrt{d_k}$ \rightarrow softmax稳定

完整计算流程

```
输入序列
↓
RMS Norm (归一化稳定)
↓
Q/K投影 (线性变换 + 分头)
↓
RoPE旋转 (添加位置信息)
↓
```

$Q \cdot K^T$ 点积 (注意力计算)

↓

缩放因子 ($/\sqrt{d_k}$)

↓

softmax (概率分布)

↓

\times Value (加权求和)

↓

输出

性能优化要点

1. 内存优化

- 数据连续存储 (行主序)
- 权重分块加载
- 量化压缩 (INT8/INT4)

2. 计算优化

- SIMD向量化并行
- 操作融合减少访存
- 预计算cos/sin表

3. 数值稳定

- RoPE: 高精度浮点避免累积误差
- Norm: $\epsilon=1e-6$ 防止除零
- 缩放: softmax前必须缩放

4. 调试要点

- ✓ 检查旋转角度累加正确
- ✓ 验证RMS Norm无NaN/INF
- ✓ 确认缩放因子数值合理
- ✓ 监控量化误差<1%

速记口诀

核心流程：

归一化 → 投影 → 旋转 → 点积 → 缩放 → 激活
RMS → Q/K → RoPE → 乘法 → Norm → softmax

技术要点：

位置编码用旋转，
线性变换分头算。
均方根化稳训练，
缩放因子防溢出。
量化分块加速跑，
向量并行效率高。

数值关键：

θ 基: $10000^{-2i/d}$

ε 值: $1e-6$ 防除零

缩放: $1/\sqrt{d_k}$ 稳方差

头维: 64/128是常见