

# Plan

---

本计划包括两个部分：

1. Tradingformer ( 一个基于transformer的对市场价格预测的模型 )
2. MDRL ( model based 的Deep Re-enforcement Learning, policy是用Tradingformer 提供, 以便于更好的收益和更快的学习 )
3. 利用 1. 的完成 可以进一步在TradingGym环境中利用MDRL强化学习, 创建更高效, 准确和低回撤的交易model
- 4.

## Tradingformer

---

### 背景

#### 关于BAR

交易价格 ( trading price ) 在一段时间内可以浓缩为一个bar ( 比如常用的candlestick ) 本文用bar来表述这一概念。Bar应该是一种即包含着价格随机变动, 有存在一定规律 ( 比如趋势 ) 的信息。所以我们要用一个向量去映射出来Bar的信息, 我们可以做bar2vec的转换。

Candlestick是浓缩了一段时间内价格变化的, 只给出了这个时间段的价格四个基本表征 ( open, close, high, low ), 不包括价格在这段时间内的分布状态, 可以考虑在bar pre-process 时候做一个bar的正态分布的指标值, 加如价格在时间段内的形态分布表征, 虽然这一信息对图形分析用处不大, 但可能对机器学习有很大用处。

在一段时间内的一系列bar ( 与时间单位无关 ) 就是这段时间内价格变化的表述, 也就是价格变化的语言。但与NLP不同的是, 序列的bar不是每一个都有意义, 很大一部分的bar并没有价格趋势的表征, 或者表征是完全淹没在噪音中, 特别是当bar的时间单位越小, 其随机变动 ( 即 白噪音 ) 的成分和比重就越大, 我们都知道噪音是随机的, 不可预测的。所以在小的时间单位, 只有剧烈的, 明显的价格趋势的变动特征信号才有意义, 这样可能对于基于1min与5min的model, 5min可能效果更好, 因为其价格趋势表征更为突出。即便如此, 这样在价格变动的特征空间中映射的效应也是一个long tail。即大多数的bar的特征空间映射值是被淹没在噪声中, 没有可预测性的。只有long tail的头部分才能为价格提供预测的支持。这就是为什么我们做encoding/decoding考虑用 Probability Sparse Self-Attention。

#### Trading Market

从market的角度来说, 什么是价格变化的推动力, 为什么价格要变化? 价格理论认为:

- ①市场的行为包含一切信息
- ②价格沿趋势移动
- ③历史会重复

如果价格理论是正确的, 那么根据第②, ③条, 价格沿趋势移动, 可以理解为, 价格在一定的时间段内是有趋势的, 是可以预测的。市场的行为也可以看成价格的变动。而第①条, 推动价格变化的信息包括如下主要几

项：

1. 买·卖双方对 market 价格的判定·（银行·机构·做市商）
2. 新闻（利率变化·经济展望...），突发事件。
3. 季节和大的经济周期

单独的bar序列仅仅反映的价格的变化·没有包括在价格变化的动力·而且最重要的价格动力之一（第1条）也是没有明确的信息可以量化和引入的。这就说明我们的预测是在一个信息不对称·不全面的基础上。为增加预测的可靠性·应该尽量把大部分的第2.和3.的信息包括在历史数据和未来预测数据中·具体的就是在时间维度上增加更多的信息·比如（hour, day, day of week, day of month, month, year, which market, news）

## Tradingformer

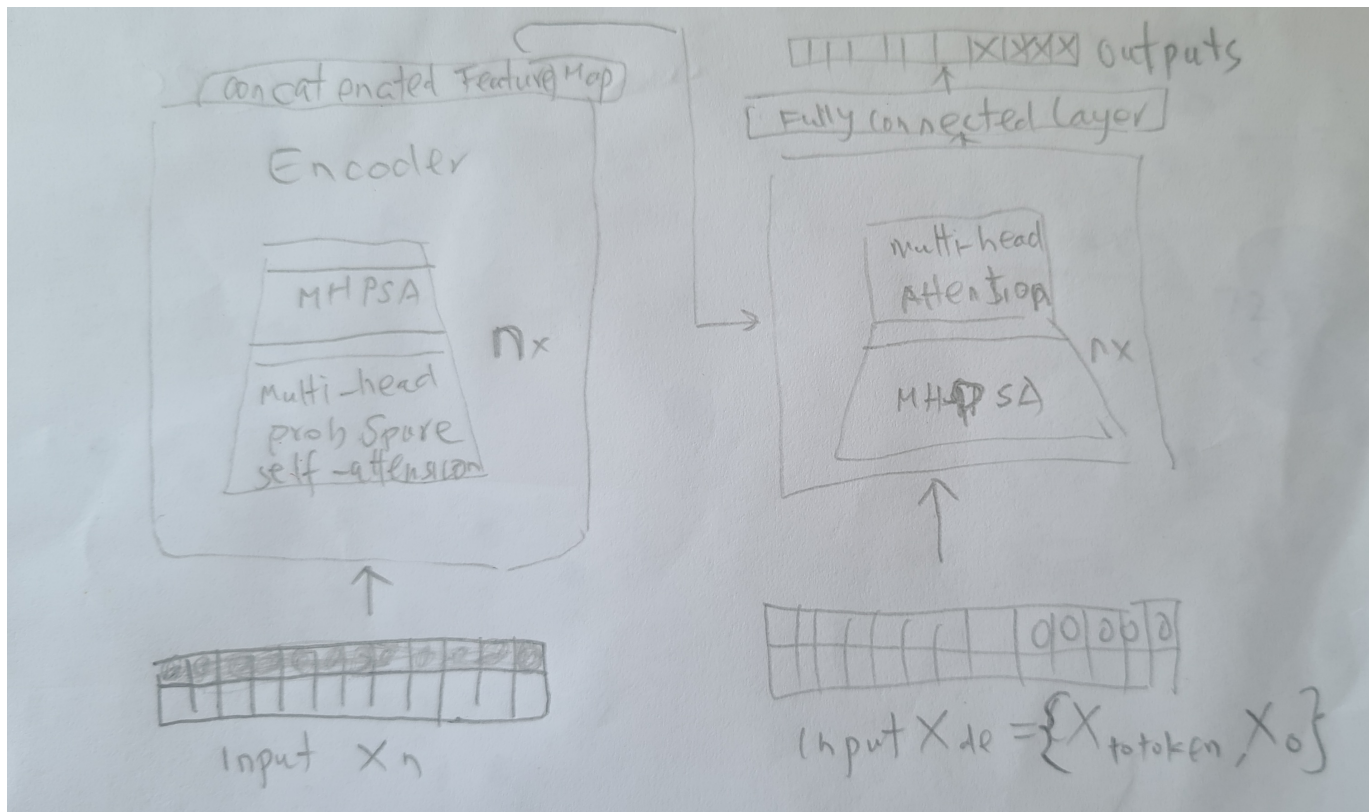
### 背景

Transformer 在 NLP（BERT, GPT）和 CV（ViT）方面的进展是有目共睹的·而且model做的越来越大（TB级别的参数）·但在这两个领域仍然没有overfit的情况。说明transformer有很强的robustness。

那么可以不可以把transformer应用到trading market上·利用各种市场的历史数据（股票·forex, crypto）来建模·这样应该有足够大的数据量来产生一个良好的模型·然后针对特定时间段的·特定某个个股或trading pair进行微调·我们是不是可以预期得到比其他方法（LSTM·技术分析·基本面分析）更好的预测结果的。

### 模型

考虑的bar的the long tail distribution in self-attention feature map的特征·encoding 可以multi-head probSparse self-attention。这样可以减少memory 和运算的开销。但采用transformer original encoding 应该也是可以的



### Input Pre-process

Bar 预处理

- 1. 长度 (day) 相当月NLP句子的长度，不可以太长，维度增加 ( \*\*2 ) ， 用自然的天是一个理想的分割
- 2. Max bar in one day

时间	信息	噪音	bar	长度
1 min	损失小	高	60 X 24 = 1440	大
5 min	损失小	合理	288	合理
15 min	损失大	合理	96	合理
1 hour	损失大	低	24	小

Bar 5min 信息损失小，噪音低，长度合理

bar的编码设计（改进中）

```
[stock_name][r_bar[0]]...[r_bar[n]]
```

使用价格的相对值，这样让bar的信息有更多的普遍性

```
r_bar[open,high,low,close][n] = bar[open-open_price,high-open_price,low-open_price,close-open_price][n]/open_price
```

进一步，对bar 需要

```
de-noise
normalization
similarity
tokenize
```

这样创建bar vocab 与绝对价格无关, 通过上述的步骤 ( de-noise, normalization, similarity) 可以产生相对小的数集 ( token)

绝对价格表示

```
bar[n] = norm(bar[n][open_price],daily[high,low])
```

positional （The Uniform Input Representation）

Local Time Stamp

bar[0], ...,bar[n]

Global Time Stamp ( 可学习 )

由于所以的时间事件在一天中可以表示成为统一的limited vocab size ( 如果 taking minute or (5 min) as the finest granularity)

