



深層学習のトレードへ の適用と実装

渡辺昌己

機械学習とは

機械学習とは、提供されるデータを分析し、**内包する項目間の関連性**を見つけ出すことである。

例) コンビニのPOSデータから、「金曜の夜」は「男性」が「カップラーメン」を買う確率が通常の200%になる。

提供されるデータは**学習データ**といい、常に提供し続けられるため**反復して分析**し続けることで項目間の関連性を最新にする。また蓄積された関連性も学習データとして利用する。(学習するほど賢くなる)

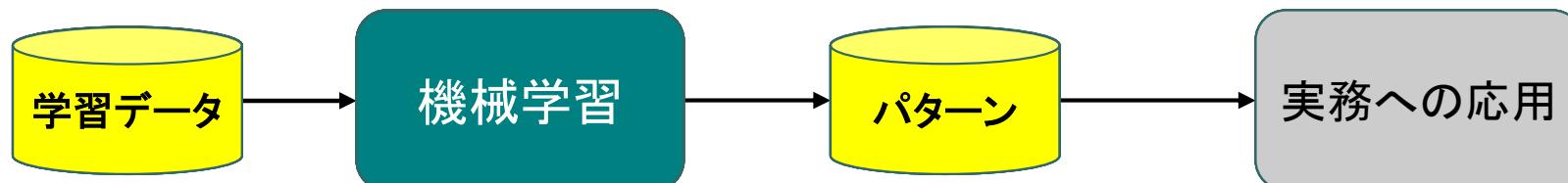
例) コンビニのPOSデータから、「11月から2月」の「金曜の夜」は「男性」が「カップラーメン」を買う確率が通常の240%になる。

この導出された分析結果は、**パターン**といい、このパターンから未来予測をすることも可能となる。

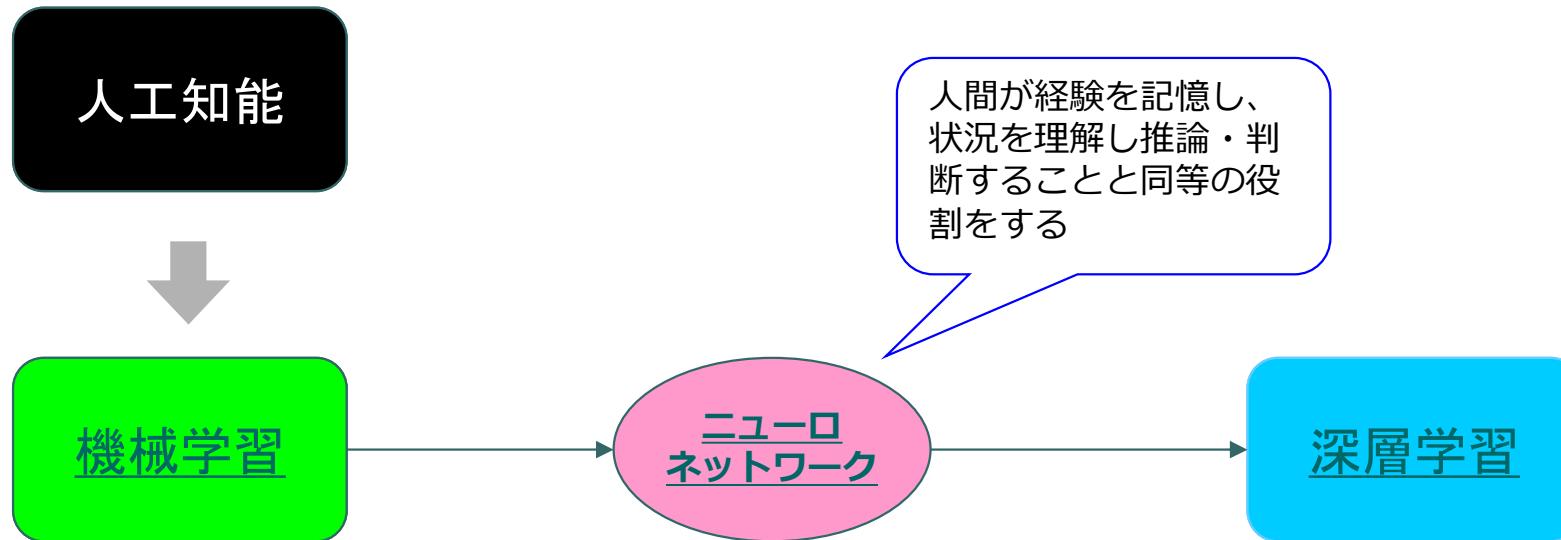
例) 人工知能タクシーでは、特定の曜日・時間・場所で顧客を拾うことのできる確率を算出することで、そこで待っていれば簡単にお客を獲得することができる。

機械学習の利点

データサイエンティストが長時間かけて分析した情報を、機械学習では数秒で得ることができる。そのため機械学習を業務に適用することで業務効率の飛躍的な向上、あるいは同業他社より圧倒的な優位に立つことができます。



● ● ● | 深層学習とは (ディープ・ラーニング)



コンピュータが与えられた情報を取り入れ学習することで、特徴を捉え自発的な動作を行う。

- コンピュータに将棋や囲碁をさせる
- 車載カメラの映像から歩行者を検出して車の事故防止に役立てる
- CT画像を解析して、病気の原因を推測する
- Siri(apple iPhone)でコンピュータと会話をする

※従来の手続き型の決まった動作しかできないプログラムに比べ 飛躍的に進歩したが、まだ独立した推論・判断はまだできない

機械学習では、不可能であった知的処理を実現することができる

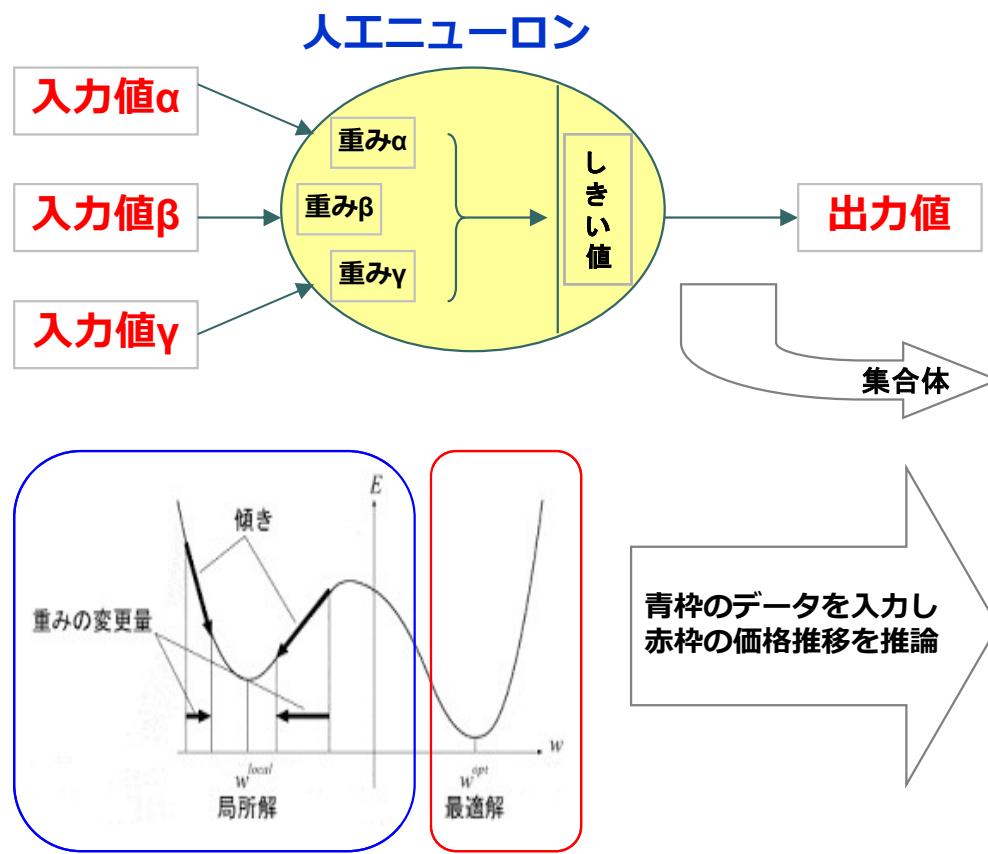
- ◆車と会話し目的地を告げると完全自動運転で到着する。(駐車場に自動駐車)
- ◆株価のチャートを分析し、状況の変化を認識し株価を予想し売買を自動で行う。

※経験を積めば積むほど、結果の精度が向上することに特徴がある

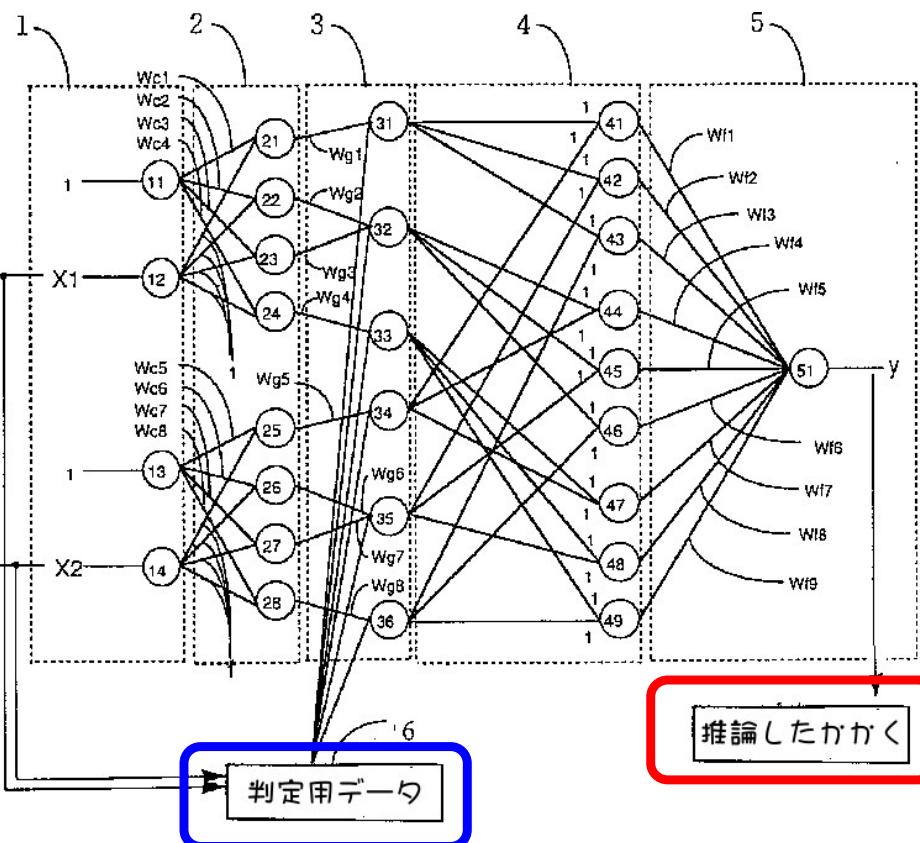
ニューラルネットワーク

ニューラルネットは、神経細胞をモデル化した「人工ニューロン」の集合体である。

人工ニューロンは、入力に対し「重み」を掛け合わせ「定数」を減算した結果を「伝達関数」で処理した結果を出力とする。



ニューラルネットワーク





機械学習の応用

人工知能を作る際に重要なことは、まず「機械学習で何をやりたいか」を決めることです。機械学習の応用範囲は、人間が行っていた知的領域に踏み込むため極めて広いものとなります。そのため、目的を絞らないと実装に手をつけることもできません。

機械学習や深層学習の理論を完全に理解するには、統計学・高等数学に加え特殊な理論を理解しなければならないため、かなりの時間を要します。

機械学習の理論は、多くの高度な数式で構成されています。

パーセプトロン（多数決で判定）であれば高校生レベルの数学で理解できますが

サポートベクターマシン（パターン認識）になると、大学生レベルの数学が要求されます。

人工知能をプログラムで実装する場合、これらの理論を完全に理解する必要はありません。

応用する業務を理解し、入力データと「目的の処理」を決め、必要となる人工知能の機能を作成します。





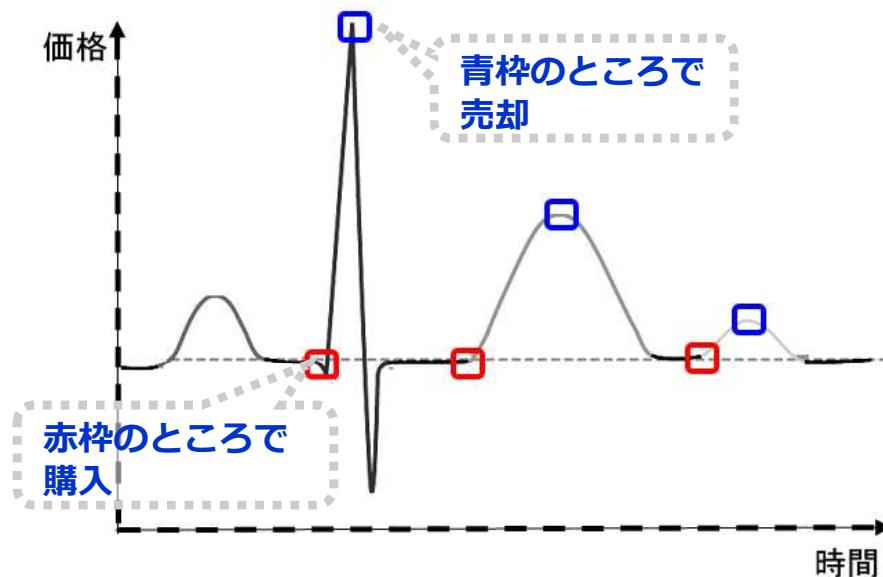
トレードへの適用

人工知能がどれだけ**現実世界でどのくらい有効なものであるかを検証**するため、連続したデータが容易に取得でき、かつ結果がすぐに分かる、トレードに適用してみた。

当論文では、**トレードの仕組み**を理解し、入手できるデータ・欲しいデータを明らかにした上で、プログラムで**実装する論理**を説明します。

『トレードとは』

時間毎に価格が変動する金融商品を 安く買い、高く売る。 ← たった、これだけです



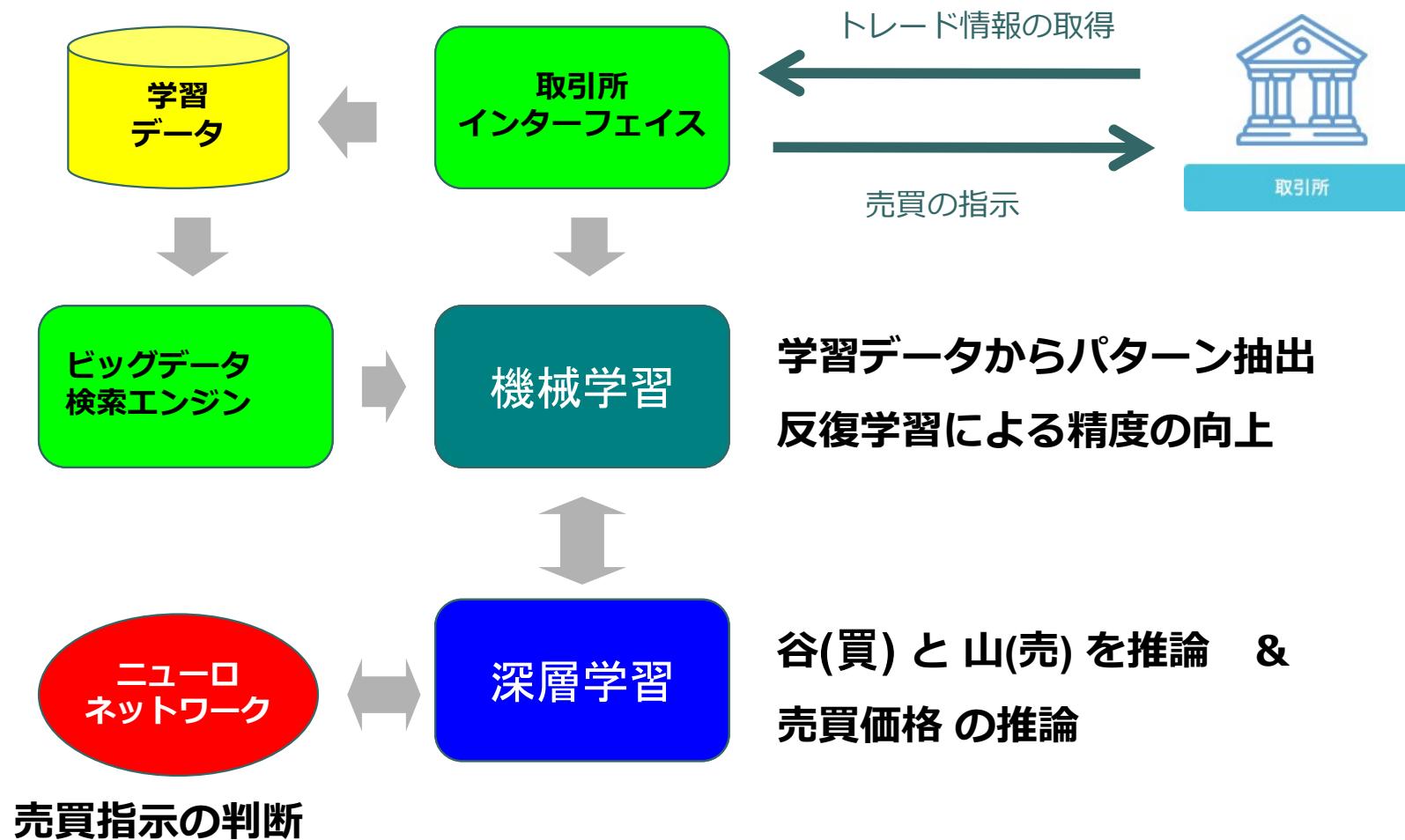
刻々と送られてくるトレード情報（価格情報）を分析し、**グラフの谷（赤枠）**で購入し、**グラフの山（青枠）**で売却をする。

青枠の売却価格 – 赤枠の購入価格



= **利益**

トレードマシンの構成



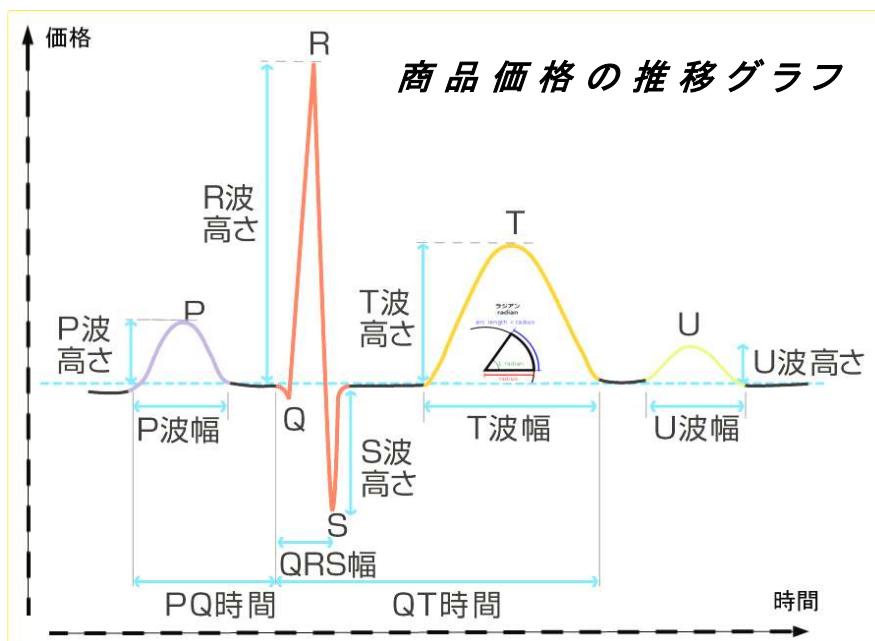
トレードの学習データ

金融商品（以降：商品と記載）を売買するトレードの価格は、以下の条件によって決まる。

- ① 商品が買われば（買い注文）、商品の価格は上がる。
- ② 商品が売られれば（売り注文）、商品の価格は下がる。
- ③ 商品の売買（注文数）はユーザ毎の商品数の合計で表される。（1人が100株売買と100人が1株売買は同じ商品数）

取引所からインターフェイスを使用して取得できる学習データは、以下の2項目

- ① 1秒単位の商品の価格を取得
- ② 約0.1秒単位で売買注文数（ユーザ毎の商品数）を取得

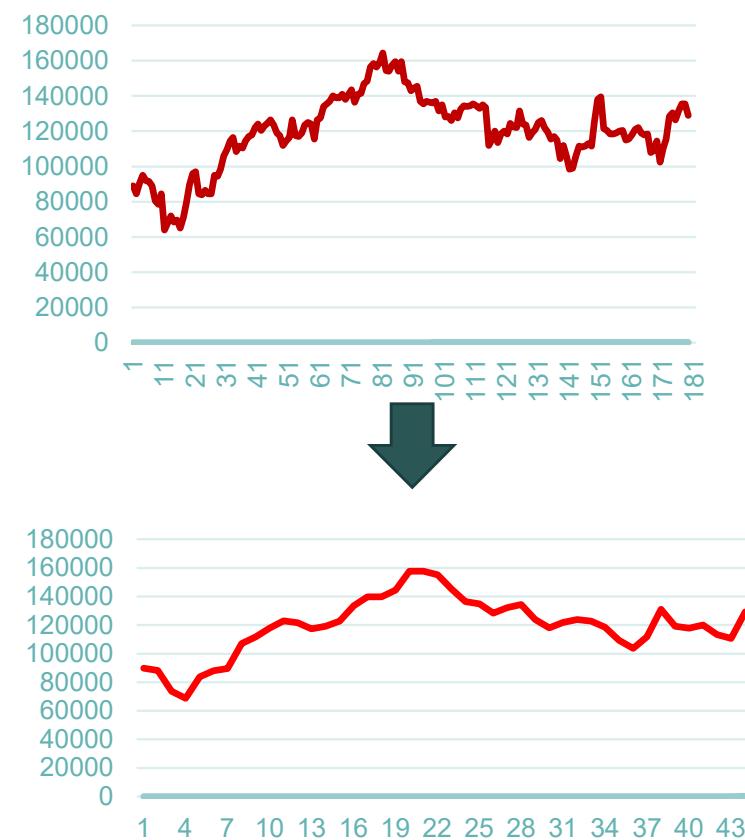


グラフの波の高さ（価格）と波幅（注文数）は、売買注文数で決定される
また売買注文の時間あたりの量によってグラフの角度ラジアンが決定される



データの均質化

トレードデータは、数秒単位で乱高下するため、クレンジングすることで均質化し学習データ量を削減する。





機械学習による分析

最初は、**人間が学習データ**は何なのかを理解し、つぎに機械学習に対し「小学生にも分かるように、何をどのようにして、どうすれば良いか」と細かいしきたりを教えなければいけない。

1. 1秒単位の商品の価格
2. 約0.1秒単位で売買注文数(ユーザ毎の売買商品数)

この**2つの学習データ**から、機械学習には以下の判定用の項目を分析するように指示する。

- ①商品価格
- ②曜日別・時間帯別
- ③価格の推移(グラフ)
- ④大口顧客と小口顧客の比率
- ⑤グラフの山における上記1～4の状態
- ⑥グラフの谷における上記1～4の状態
- ⑦グラフの山と谷の価格差
- ⑧価格上昇時のグラフの傾斜角
- ⑨価格下降時のグラフの傾斜角
- ⑩1分当たりの売買数



①～⑩の判定項目から機械学習が分析した例を以下に示す。

金曜の2:00～4:00に、大口顧客と小口顧客の比率が2:8の割合である場合には、30分の周期で山と谷が現れる。その価格差の平均は2万5千円である。

また、価格上昇・下降は急激であり、価格変動が1万円以下の時間は平均して15分である。グラフの山と谷では、売買数の差は10%以内である。

※分析は1秒単位で行われる



深層学習による推論

機械学習によって算出されたパターンをもとに、深層学習が売買価格を推論する

【機械学習が算出した情報】

金曜の2:00～4:00に、大口顧客と小口顧客の比率が2:8の割合である場合には、30分の周期で山と谷が現れる。その価格差の平均は2万5千円である。

また、価格上昇・下降は急激(60度角)であり、価格変動が1万円以下の時間は平均して15分である。グラフの山と谷では、売買数の差は10%以内である。



【深層学習が推論した《山》の価格】

現在、金曜の3:00
大口顧客と小口顧客の比率が2:8の割合である
価格が60度角で上昇を始めた
谷での価格は、15000円であったので、
40000円まで上昇する確率は90%
通常の売買であれば、10～15分で《山》に到達すると推論される。
たった今、大口の買いがあった。価格が65度角で上昇を始めた5分後に《山》に到達すると推定される。45000円まで上昇する確率が85%と推論される。

この未来予測については、ベイズ推定を使う。



深層学習(ニューロン)による判定

トレードでは「**高値掴み**」と「**損切**」という事象が稀に発生する。簡単に言うと、商品を買ってが価格が暴落してしまい 今売ると損をしてしまう状態を「高値掴み」と言う。とはいっても高い商品を持っていても仕方ないので、損を覚悟で売ることを「損切」という。

ニューロンはこの「**高値掴み**」が発生する確率と「**損切**」をするぎりぎりのタイミングを判定する。

トレードで最も重要なのは、**いかに安く商品を買うか**ということである。高く売ることも重要ではあるが最悪、買った値段で売れば損はしない。

- ① 深層学習によって推論された「購入価格」を商品価格が下回った。
 - ② 購入するか否かを、ニューロンの指示を仰ぐ。
 - ③ ニューロンは価格が適正と判断し、買いの指示を出す。
- ...
- ④ 直後、価格が暴落した。購入価格で売っても損をすることを理解した。
 - ⑤ ニューロンは損切の判定で、「価格が上昇し持ち直す確率」と「このまま保持することによる損失額」を天秤にかけて、損切りするか判定をする。（損切許容範囲はあらかじめ利用者が決める）

ニューロンは、過去の類似した複数のパターンで、シミュレーションを行い、それぞれの確率を求める。たとえば、持ち直す確率が60%以上であれば損切しない。また損する金額が指定価格範囲内であれば損切しない等のルールは、**あらかじめ利用者に決めさせる**必要がある。



反復学習(たらればからの習得)

トレードでは、よく「タラレバ」という言葉が使われる。

あの時に買っていれば、あの時に売っておけば。いわば**後の祭りを後悔**することである。

しかし、実際に**その時**には、売買していいものか判断するデータが無かったので仕方のないことである。

機械学習では、蓄積された学習データを使って、買い時と売り時を特定し、同じ条件でシミュレーションを行い**自己診断**することでパターンの補正を行うことができる。

① **なぜ、あの時に買わなかつたのか**

② **なぜ、あの時に売らなかつたのか**

⇒ その時に売買を行うように、記憶しているパターンの**自己補正**を行う。

◆機械学習の学習パターンは、「価格の変動」を波形として認識しフーリエ変換によって、「三角関数の和」で蓄積している。

人工知能トレードの実装



【説明】

- ①取引所にログインするユーザ名とパスワード
- ②取引所から取得した商品の価格情報
 - ・リアルタイムに表示される
- ③トレードプログラムが推論した売買価格
 - ・買値を下回ったら買い、売値を上回ったら売り
- ④動作をコントロールするパネル
 - ・実データを使ってシミュレーションモードできる
 - ・AIを使わず指値で範囲指定でも売買できる
 - ・自動的に損切りを行うことができる
- ⑤トレード結果を表示するビュー
 - ・売買した結果は、すべてここに表示される

※シミュレーションでトレードを実行した結果は、月利率35%前後であった。

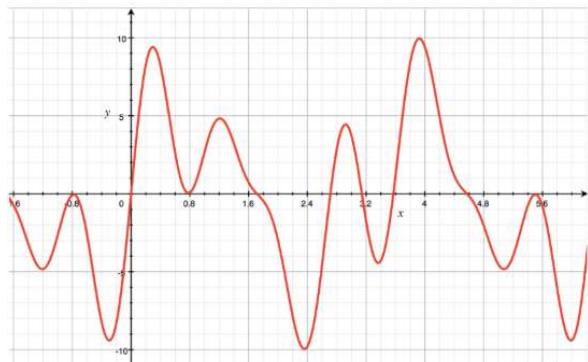
損切の回数は1回、売買平均価格は3万円前後であり損失はなし。

人工知能によるトレードは非常に有効であると判断する

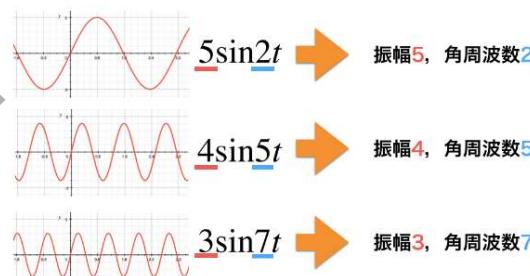
フーリエ変換

フーリエ変換の公式 $F(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) e^{-j\omega t} dt$

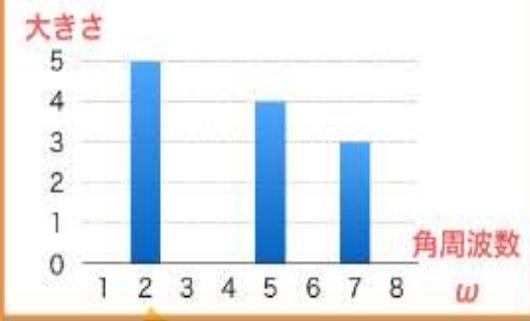
$f(t)$ に $e^{-j\omega t}$ をかけ、 $-\infty \sim \infty$ の範囲で **時間積分**をする その結果、角周波数 ω の関数 $F(\omega)$ が得られる



$r \sin \omega x \rightarrow$ 振幅が r 、角周波数が ω



角周波数 ω の関数



左上のような複雑な波形であっても、右上の3つのsin波が重なっているだけです。
分割したSIN波のそれぞれの**振幅と角周波数**を使って「簡単な**成分の大小関係**」にして扱いやすくするのがフーリエ変換である。

※周期的な波形の場合は、「フーリエ級数展開」、今回のような非周期波形の場合は「フーリエ変換」を用いる。



ベイズ推定

ベイズの定理

$$P(B|A) = \frac{P(A|B)P(B)}{P(A)}$$

ベイズの定理は、ある事象Bが起こる（起こった）時に、別の事象Aの起こる確率を求める。

さらに、ベイズの定理を用いて「新しい証拠に照らし合わせて」事象Aの発生確率を改訂していく方法が**ベイズ推定**である。（不確実な事象を予測する手法である）

引用元 : <https://mathtrain.jp/bayesinfer>

- ①あるテレビ番組のゲストが**男性なのか女性なのか**を当てるクイズを行うことにします。
- ②このクイズは過去何度も行われており、「**過去のデータ**」によるとゲストが男性である確率は60%，女性である確率は40%であることが分かっています。
- ③今日のゲストは身長が165cm以上であるという「**新たなデータ**」が与えされました。
ただし、この世の中では男性の7割が165cm以上、女性の2割が165cm以上とします。
- ④身長が高いという情報により、男性である確率は事前のデータである60%よりも高いと予想できます。
- ⑤「**過去のデータ**」と「**新たに得たデータ**」をもとに今日のゲストが**男性である確率を推定**します。

【ベイズ推定で計算】

Bをゲストが[男]か[女]かを表す確率変数とすると、 $P(B=\text{男}) = 0.6$ $P(B=\text{女}) = 0.4$

※この確率分布 $P(B)$ を事前分布と言う。

《新たに得たデータ》

Aを身長が165cm以上か未満かを表す確率変数とします。

性別B が与えられたとき、身長が165cm以上であるかどうかの確率 $P(B|A)$ は以下のようになります。

$P(A=165\text{cm以上} | B=\text{男}) = 0.7$ $P(A=165\text{cm未満} | B=\text{男}) = 0.3$

$P(A=165\text{cm以上} | B=\text{女}) = 0.2$ $P(A=165\text{cm未満} | B=\text{女}) = 0.8$

これをベイズの定理に当てはめると

$P(B|A) = P(A|B) * P(B) / P(A)$ \Rightarrow 男性である確率：女性である確率は 0.42:0.08となり
男性である確率は **84%**です。

参考文献

- ニューラルネットワーク
自作入門, 新納 浩幸
- 機械学習と深層学習 —C言語によるシミュレーション（ソースコード付き）, 小高知宏

