

# ポートフォリオ選択アルゴリズム OLMAR の 実践的評価

海野一則<sup>1</sup> 山田隆志<sup>2</sup> 寺野隆雄<sup>1</sup>

Kazunori Umino<sup>1</sup>, Takashi Yamada<sup>2</sup>, and Takao Terano<sup>1</sup>

<sup>1</sup> 東京工業大学

<sup>2</sup> 山口大学

Tokyo Institute of Technology

Yamaguchi University

**概要** 最近のポートフォリオ選択アルゴリズム (Portfolio Selection Algorithms, PSAs) は、機械学習の技術を利用しパフォーマンスを向上させている。しかし、PSAの実用性を評価する方法は未だ不成熟である。本論文では、これに対するひとつの実践的評価手法を提案する。この評価手法は次のステップからなる: 1) 複数の銘柄を制約条件にしたがって実データより選択する; 2) 選択した銘柄を組み合わせた仮想的な価格系列データセットを複数生成する; 3) 各価格系列データセットを対象に、PSAの特性評価を統計的に検定する。本論文では、現在最も優れたパフォーマンスを示すPSAのひとつであるOLMAR (On-Line Portfolio Selection with Moving Average Reversion) 法を評価対象とし、提案手法により以下の評価を行った: 1) 生成したデータセットに対するOLMAR手法パフォーマンス特性; 2) 適切なWindow size パラメタの予測可能性; 3) 生成したデータセットにおける株式の平均リターンの変化とPSAのパフォーマンスの違い。計算機実験の結果、OLMAR手法の平均リターンは統計的に優位ではあったが、その有効性は非常に限定されていることがわかった。

## 1. はじめに

金融分野においては、近年、機械学習を利用した株式の変動予測・株式トレードおよびポートフォリオ選択アルゴリズム (Portfolio Selection Algorithms, PSAs) 以後、PSA と表す) に関する多くの研究がなされている。

On-Line Portfolio Selection with Moving Average Reversion (OLMAR) 手法 (以後、PSA<sub>OLMAR</sub> と表す) は、多期間の平均回帰に注目し、株価が移動平均から乖離した後に回帰しようとする現象を捉えた手法 (Bin Li et al., 2012) が OLMAR 手法である [1][2]。これは、多期間の平均回帰のサインをオンライン学習のアルゴリズムにより予測するものであり、広範囲の Window size パラメタに対して、高く安定したパフォーマンスを示し、計算時間も短い優れた手法である。しかしながら、PSA<sub>OLMAR</sub> を実用に供する

場合には次のような問題がある。1) 少ない種類のデータセットのみを利用して評価していること。2) サブプライム・ショックのような暴落時に、最大下落幅はどうなるのか不明なこと。3) 高い上昇を示した優秀な銘柄が存在しない場合の有効性が示されていないこと。

## 2. 既存アプローチの問題点

上記の問題点を踏まえ、以下の 4 つを実践的な評価を行う際の重要な課題と考え、これらを総合的に判断する評価手法が望まれる。

(1) リスク評価の問題: 最も基本的な評価。一般的な指標を用いて評価する。

ダウンスайд・リスクを明確に反映した指標による評価を行う。

(2) データセットの問題:

① データセットを構成する銘柄に対するバイアスを考慮する

② データセットを構成する銘柄数の増加と PSA パフォーマンスの変化を評価する

③ データセットを構成する銘柄の年平均リターン単純平均( $ARR_D$ )の違いによる PSA パフォーマンスの変化を評価する

(3) 適切な Window size パラメタの予測:  $PSA_{OLMAR}$  では、このパラメタを与える必要がある。既存論文では、Window size が 3~30 の範囲で最大のリターンを示す値が与えられており、どのように適切なパラメタを獲得するかについては触れられていない。データセットに合わせて適切なパラメタを決定できることの根拠を示す

(4) ロバスト性の検証: 統計的有意性に基づいた、高いロバスト性を持つ関係性や性質により  $PSA_{OLMAR}$  の評価を行う

## 3. 実践的評価手法の提案

$PSA_{OLMAR}$  における実践的評価手法の評価プロセスの全体像を図 1 に示す。本提案の特徴であるデータセット生成について述べ、次に評価内容と評価手法について説明する。評価内容は、以下の 6 項目となる: ①既存の評価指標を用いた基本評価、②Window size パラメタおよび運用コストの変化と  $ARR$  および最大ドローダウン( $MDD$ )の変化の可視化、③ランダム選択によるパフォーマンスおよび関係性や性質の評価、④データセットの候補株式数と  $ARR_{OLMAR}$ 、そして  $MDD_{OLMAR}$  の評価、⑤制約選択による大きく異なる  $ARR_D$  を持つデータセットにおける  $ARR_{OLMAR}$  および  $MDD_{OLMAR}$  の評価、⑥適切な Window size パラメタの予測可能性の評価

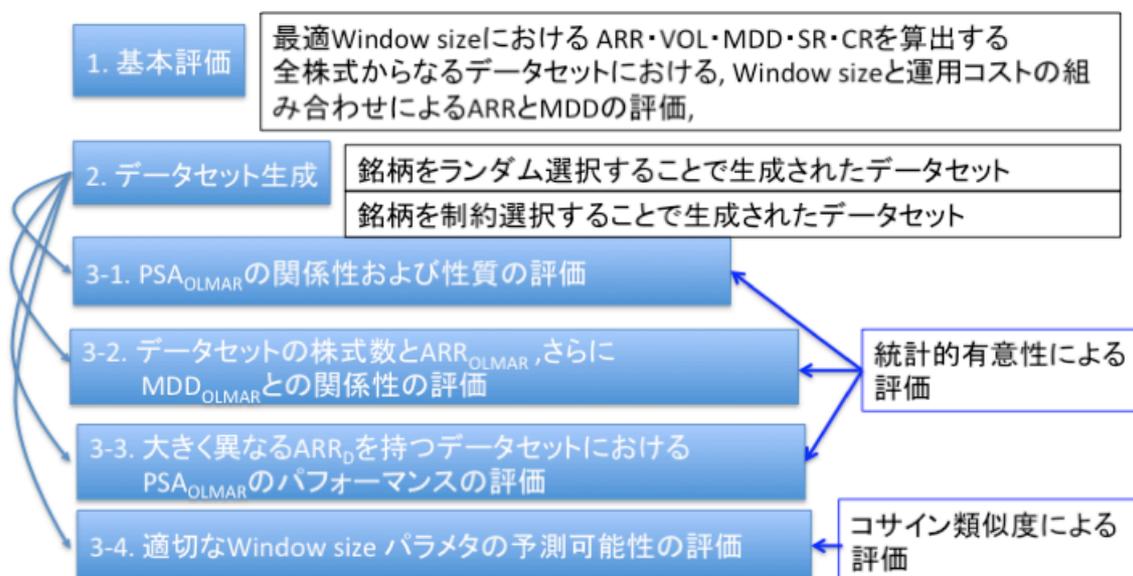


図 1: 評価プロセスの全体像

#### 4. 実証分析

本研究で使用する株価データは、S&P500 に属する銘柄の 15 年間のデータセットであり、2014 年時点における米国 S&P500 に属する株式時価総額の大きい上位 500 社の銘柄であり、かつ 2000 年時点で上場している 413 銘柄を対象としている。本論文の  $PSA_{OLMAR}$  の片道運用コストは 0.5% としている。これは取引コストとマーケットインパクトを含んだものであり、一般の株式市場参加者が実現可能な数字である。評価プロセスを図 1 に示す。

##### 4-1. 既存の評価指標を用いた基本評価

表 1:  $PSA_{OLMAR}$  の基本評価

評価指標	ARR	VOL	MDD	SR	CR
$PSA_{OLMAR}$	42.1%	87.3 %	94.8%	0.436	0.401
データセット の単純平均	15.6%	21.1%	49.6%	0.547	0.233

代表的な指標による評価と、MDD および Calmar Ratio(CR)[3]によるダウンサイド・リスクに重点をおいた指標を用いている。表 1 に、基本評価の結果を示す。ARR はデータセットの単純平均を上回っているが、同時にリスクである VOL および MDD も上回っておりリターンおよびリスクの両方が増大していることがわかる。リスク調整済みリターンである SR と CR は逆の結果になっており、多面的な評価を行うことが必要であるが、その解釈の難しさもあることがわかった。

#### 4-2. Window size および運用コストの違いによる ARR と MDD の違いの可視化

ARR<sub>OLMAR</sub> および MDD<sub>OLMAR</sub> の結果を図 2, 図 3 に示す. Window size が 46 以上で, ARR<sub>OLMAR</sub> は ARR<sub>D</sub> を上回っており, 運用コストを 0.5% とした場合の ARR<sub>OLMAR</sub> を最大化する Window size は 105 であった. MDD<sub>OLMAR</sub> は MDD<sub>D</sub> を常に上回っており, どの Window size に対してもリスクが高い.

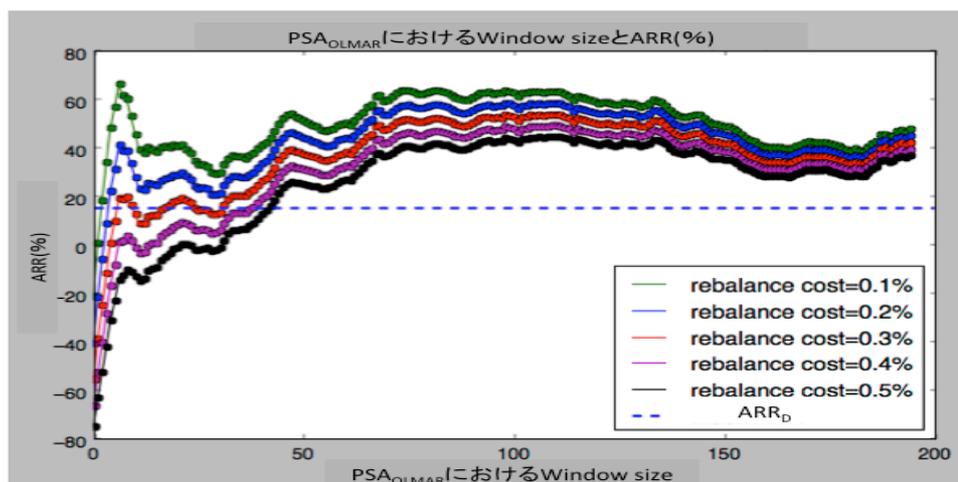


図 2: 全銘柄データセットでの Window size と運用コストの違いによる ARR<sub>OLMAR</sub> の違い

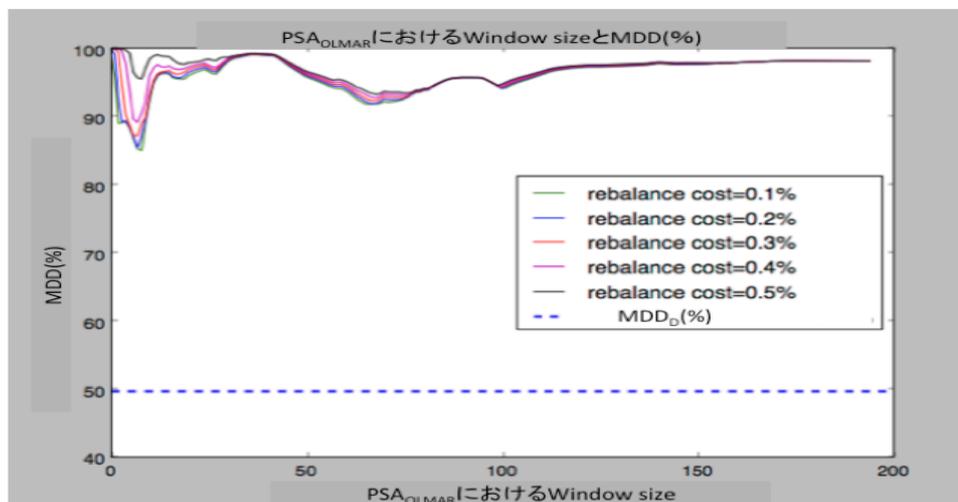


図 3: 全銘柄データセットでの Window size と運用コストの違いによる MDD<sub>OLMAR</sub> の違い

#### 4-3. ランダム選択のデータセットにおけるパフォーマンスおよび関係性や性質の評価

各項目における関係性と平均値の差の有意性を評価した. 運用コストは 0.5% とし, Window size は 105 を使用している. 各評価項目において, 単回帰分析の傾き, および平均値の差の有意性を調べる. 結果を表 2, 表 3, 表 4 に示す.

テストデータ: 全銘柄から 200 銘柄をランダム選択し, 800 のデータセットのシミュレ

ーション結果により評価を行った。なお、ARR<sub>EFFECT</sub>およびMDDRは、以下の定義となる。

$$\text{ARR}_{\text{EFFECT}} = \text{ARR}_{\text{OLMAR}} - \text{ARR}_{\text{D}}$$

$$\text{MDDR} = \text{MDD}_{\text{OLMAR}} / \text{MDD}_{\text{D}}$$

表2,表3よりMDD<sub>OLMAR</sub>に対してARR<sub>OLMAR</sub>が負の傾きを示し、これはリスクの減少とリターンの増加が同時に達成されることを示している。また、MDDRの増加に対してMDD<sub>OLMAR</sub>が正の傾きを示し、MDD<sub>OLMAR</sub>のリスクの拡大がMDD<sub>D</sub>に対して大きくなっていることがわかる。

表4よりARR<sub>OLMAR</sub>はARR<sub>D</sub>より有意に高いことがわかる。

表 2: 評価指標間の単回帰分析の傾き 1

Y の項目	X: ARR <sub>OLMAR</sub>	X: ARR <sub>D</sub>	X: MDD <sub>OLMAR</sub>
Y: ARR <sub>OLMAR</sub>	—	△ p:0.90	—
Y: MDD <sub>OLMAR</sub>	Y= -0.21X - 99.9 p: < 2.2e-16	△ p:0.70	—
Y: ARR <sub>EFFECT</sub>	Y= 1.00X - 15.1 p: < 2.2e-16	Y= -1.069X+20.7 p: < 0.043	—
Y: MDDR	Y= -0.0043X+1.90 p: < 2.2e-16	Y=0.026X+1.49 p: < 1.2e-12	Y= 0.019X+0.016 p: < 2.2e-16
有意性なし △	評価しない項目 -		

表 3: 評価指標間の単回帰分析の傾き 2

Y の項目	X: MDD <sub>D</sub>	X: ARR <sub>EFFECT</sub>
Y: MDD <sub>OLMAR</sub>	△ p:0.75	Y= -0.21X+96.7 p: < 2.2e-16
Y: MDDR	Y= -0.036X+3.72 p: < 2.2e-16	Y= -0.043X+1.90 p: < 2.2e-16

表 4: 評価指標間の平均値の差

Y の項目	X: ARR <sub>OLMAR</sub>	X: ARR <sub>D</sub>
Y: ARR <sub>OLMAR</sub>	—	平均の差 Y > X Y=19.6 X=15.1 p: < 2.9e-12
Y: ARR <sub>EFFECT</sub>	平均の差 Y < X	平均の差 Y < X

	Y=4.54 X=19.6 $p: < 2.2e-16$	Y=4.54 X=15.1 $p: < 2.2e-16$
--	------------------------------------	------------------------------------

#### 4-4. データセットの株式数と $ARR_{OLMAR}$ , さらに $MDD_{OLMAR}$ との関係性の評価

テストデータ: 413 銘柄から 50,100,150,...,350 銘柄を,

各 50 セット(計 350 セット) をランダム・サンプリングする.

シミュレーション環境: 運用コストは 0.5% で, Window size は 105 とする.

結果:  $Y=0.102X-1.49$   $p: < 2.2e-16$  ( $X$  の傾きに対する危険率).

$Y: ARR_{OLMAR}$ ,  $X$ : データセットの株式数.

$Y=0.0109X-92.87$   $p: < 2.2e-16$  ( $X$  の傾きに対する危険率).

$Y: MDD_{OLMAR}$ ,  $X$ : データセットの株式数.

この結果より, データセットの構成銘柄数の増加は,  $ARR_{OLMAR}$  の増加と  $MDD_{OLMAR}$  の増加が有意であり, リターンとリスクがともに増加することを示している.

#### 4-5. 大きく異なる $ARR_D$ を持つデータセットにおける $ARR_{OLMAR}$ ・ $MDD_{OLMAR}$ の評価

テストデータ 1: 413 銘柄から ((0,30),(10,40),...,(70,100)) のレンジ・リストより制約選択を行なって,  $G_0=G(0\sim 30)$ ,  $G_1=G(10\sim 40)$ , ...,  $G_7=G(70,100)$  の計 8 グループを生成した. 80 銘柄選択で 各 100 セット(計 800 セット) を生成した.

テストデータ 2: 413 銘柄からランダムに 80 銘柄選択し, 各 100 セットを生成した. ta 例えば, レンジリスト(0,30)は, 全銘柄の  $ARR$  の下位 0~30% からの選択を示している.

図 5, 表 5 より,  $ARR_{OLMAR}$  は  $ARR_D$  の増加に影響を受けるものではなく,  $ARR_D$  の高いグループおよび低いグループにおいて有意に高かった. 図 6 より,  $MDD_{OLMAR}$  は  $ARR_D$  の最も高いグループにおいて有意に低くなっている.

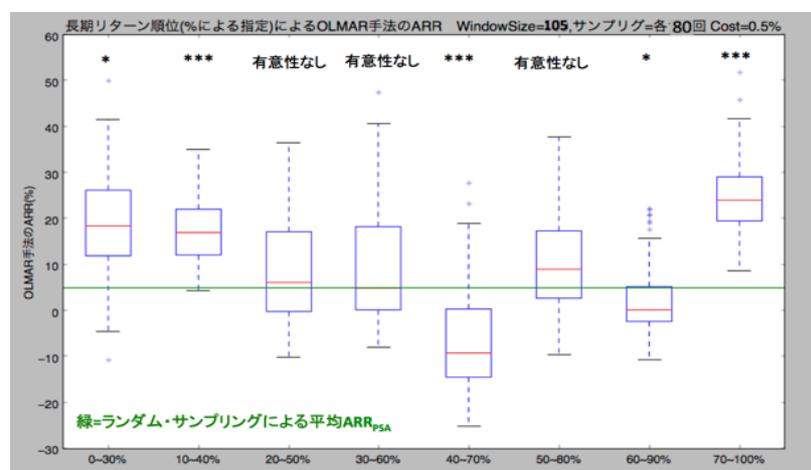


図 5:  $ARR_D$  の異なるグループにおける  $ARR_{OLMAR}$  の特性

表 5: 市場環境の異なる各グループの  $ARR_D$  の平均値

グループ	0~30	10~40	20~50	30~60	40~70	50~80	60~90	70~100
$ARR_D$ の 平均値	1.8%	4.7%	6.8%	7.5%	10.8%	13.7%	15.5%	22.7%

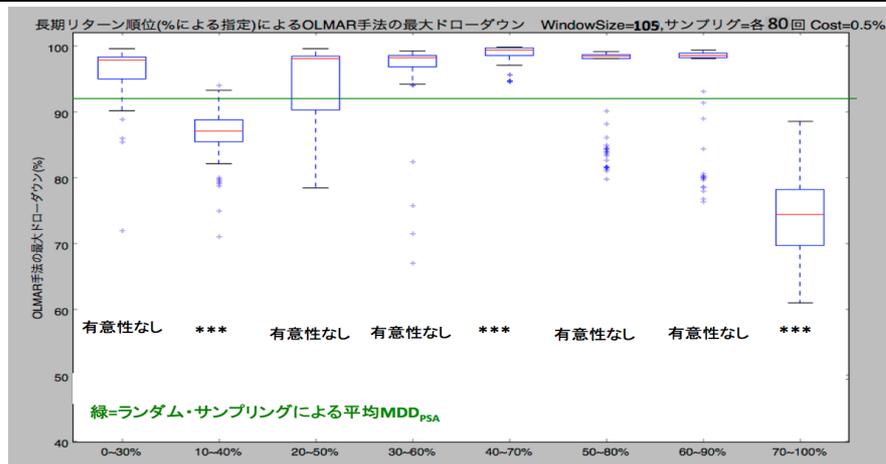


図 6:  $ARR_D$  の異なるグループにおける  $MDD_{OLMAR}$  の特性

#### 4-6. 適切なパラメタの予測可能性の評価

テストデータ: 413 銘柄から 300 銘柄をランダム選択し 20 セット生成する.

シミュレーション環境: 運用コストは 0.5%, WindowSize は 105 とする.

$T=(1000,1500,2000,2500,3000,3500)$  を与える.

本シミュレーションの結果を図 7, 図 8 に示す. コサイン類似度の平均が 0.945 であり, 連続する期の Window size と  $ARR_{OLMAR}$  を示した 2 次元グラフが高い相関を持つこと, さらに過半数の検証期間においては 0.99 以上の高い相関を示した.

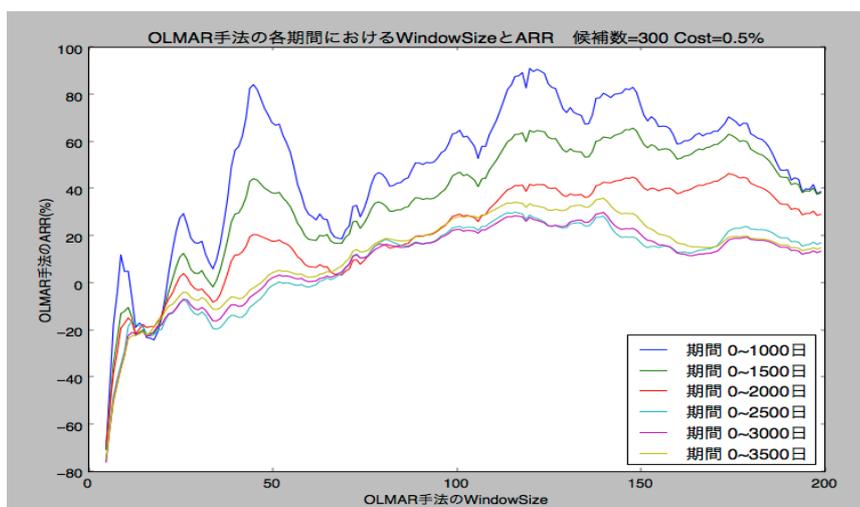


図 7: データセットにおける期間毎の Window size と  $ARR_{OLMAR}$

Window size と  $ARR_{OLMAR}$  の関係は、多峰性となっている

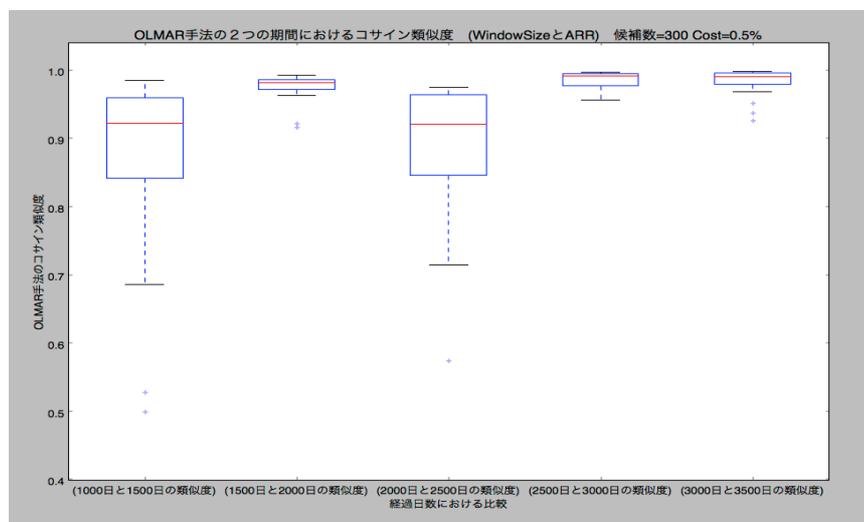


図8: 近接する2期間におけるコサイン類似度 1000日と1500日 および 2000日と2500日において、平均値は0.9を超えているが、ばらつきが大きくなっている

## 5. まとめ

本研究では、特定期間におけるすべての株式銘柄からなる日次の終値価格データをもとに、多様な仮想市場データセットを生成し、それを用いて統計的有意性に基づく  $PSA_{OLMAR}$  のパフォーマンス特性、適切な Window size パラメタの予測可能性、データセットの  $ARR_D$  の変化によるパフォーマンスの違いを評価した。その結果、 $ARR_{OLMAR}$  は  $ARR_D$  より高く、銘柄数の増加に対して  $ARR_{OLMAR}$  が正の傾きを持つこと、コサイン類似度が 0.945 と高く最適パラメタの予測可能性が高いことがわかった。しかし、評価に用いたすべてのデータセットにおいて MDD リスクが高く、有効性は非常に限定されている。

### [参考文献]

- [1] Li, Bin, and Steven CH Hoi. "On-line portfolio selection with moving average reversion." *arXiv preprint arXiv:1206.4626* (2012).
- [2] Li, Bin, and Steven CH Hoi. "Online portfolio selection: A survey." *ACM Computing Surveys (CSUR)* 46.3 (2014):
- [3] Young, T. "Calmar ratio: A smoother tool." *Future Magazine* (1 October) (1991).