

## CONSTRUÇÃO DE REDE DE INFLUÊNCIAS VIA GRAFO DE VISIBILIDADE HORIZONTAL

**Rabelo, A. F. C.**

**Dias, T. M. R.**

**Moita, G. F.**

*andresonax@gmail.com*

*thiagomagela@cefetmg.br*

*gray@dppg.cefetmg.br*

*CEFET/MG*

*Av. Amazonas, 7675 - Nova Gameleira, Belo Horizonte - MG, 30510-000*

**Resumo.** Redes de influências são capazes de identificar relações intrínsecas entre elementos distintos em um universo. O método chamado de Grafo de Visibilidade Horizontal (Horizontal Visibility Graph – HVG), tem como função transformar uma série temporal em um grafo. Atualmente, este método pode ser utilizado para estudar diversos sistemas dinâmicos. Pode ser utilizado também, como ferramenta de distinção entre sistemas caóticos e estocásticos. Neste artigo, os autores propõem a construção de uma rede de influência, baseada nas variações diárias das moedas mundiais. Para tanto, analisou-se este sistema de natureza estocástica, utilizando quantificadores tradicionais de redes, por meio dos quais foi possível a distinção entre os diferentes graus de estruturas de correlação. Por fim, apresentamos a rede gerada a partir das séries temporais do Movimento Browniano Fracionário, comparando os resultados com a distribuição da distância e do grau de elementos da rede.

**Keywords:** Redes de Influência, Grafo de Visibilidade Horizontal, Sistemas Estocásticos, Sistemas Caóticos

## 1 Introdução

A possibilidade de influenciar ou gerar tendências se tornou objeto de estudo em vários tipos de redes atuais, assim como, redes sociais, políticas, comerciais ou financeiras. Com o intuito de encontrar qualquer fator de influência em moedas mundiais, este estudo busca analisar séries temporais de variações de grupos de países aleatórios. Gonçalves[1] afirma que séries temporais podem ser definidas como medições ou observações feitas sequencialmente ao longo do tempo, sobre uma variável de interesse. Diversos trabalhos propostos com o tópico afim, series temporais, podem ser encontrados na literatura, baseando-se em sua análise para resultados de pesquisas, como Zhang et. al [2], Liu et. al[3] tal como Hasan e Mohammad[4], que utilizam séries temporais em sistemas financeiros.

É inegável que, o interesse, tal como a complexidade aumenta consideravelmente quando tratamos de extrair séries temporais de sistemas caóticos ou estocásticos. O comportamento deveras imprevisível, leva a várias discussões, como, por exemplo, o método a ser utilizado para identificar a categoria de tal série, ou até mesmo propriedades semelhantes entre estas. O método proposto por Grassberger e Procaccia [5], determina a dimensão de correlação de um atrator, e que, junto com suas variações, tem sido muito utilizado para análise de distinção entre sistemas. Em contrapartida, o método da entropia aproximada, para estimar a entropia de Kolmogorov-Sinai, foi proposto por Pincus [6] em sua pesquisa.

Neste artigo, foi proposto a metodologia de classificação e distinção entre processos estocásticos e caóticos proposto por Rosso[7], que baseou-se em dois quantificadores da Teoria da Informação, a entropia de Shannon e a complexidade estatística, formando o plano de causalidade, os quais são avaliados utilizando a metodologia de Bandt e Pompe[8]. A ideia dos autores foi converter uma série temporal em uma função de distribuição de probabilidade.

Se faz necessário também a conversão das séries temporais analisadas em um grafo, para que, assim, seja possível encontrar a distinção entre processos estocásticos e caóticos, como Lacasa e Toral[9] que afirmam encontrar a fronteira entre tais processos, baseando-se na análise de grafos de visibilidade horizontal. No mesmo contexto Luque et al.[10] propõem um método que transforma uma série temporal em um grafo de visibilidade horizontal, incorporando de maneira natural, a causalidade temporal, que é o componente fundamental na construção e avaliação de quantificadores.

Análise, classificação e geração de grafos horizontais realizadas, se fez necessário o confrontamento de tais grafos em busca de similaridades entre estes, que os tornariam factíveis a se tornarem influenciadores, tendo em vista, que sua movimentação é repetida por outras moedas. E seu livro Friedkin e Johnsen [11] afirmam que uma rede de influência é definida pelo padrão e pontos fortes das influências entre os atores em hierarquia mais altas de um grupo, e isto, desenvolve um conjunto de implicações formais entre grupos de menores hierarquia.

Neste contexto, este artigo propõe a conversão de variações de moedas mundiais em grafos de visibilidade horizontal, e a partir destes encontrar variações semelhantes que possam simbolizar influencias de uma moeda sobre outra, assim pode-se tentar encontrar padrões de movimentos similares.

## 2 Métodos

A variação de moedas mundiais na bolsa de valores será a amostra para demonstrar os métodos deste artigo. Em primeiro momento as séries temporais foram transformadas em grafos, seguindo conceitos principalmente propostos para o grafo de visibilidade horizontal. Em seguida, tais grafos ou redes, classificadas por sua complexidade. Em seguida estimamos sua função de distribuição de probabilidade e por fim comparamos os grafos em busca de características comuns.

### 2.1 Transformação de séries temporais em grafos

O método conhecido como grafo de visibilidade, foi proposto por Iacovacci e Lacasa [12], os autores mapearam uma série temporal em um grafo. No grafo de visibilidade, os nós estão na mesma ordem que o conjunto de dados da série temporal correspondente. Segundo os autores dois valores arbitrários da série temporal  $(t_a, y_a)$  e  $(t_b, y_b)$  terão visibilidade e, conseqüentemente, se tornarão

dois nós conectados por uma aresta no grafo associado, se todos outros termos  $(t_c, y_c)$  intermediários entre eles cumprirem a equação 2.1 também mostrado na Figura 2.1(a):

$$y_c < y_b + (y_a - y_b) \frac{(t_b - t_c)}{(t_b - t_a)} \tag{2.1}$$

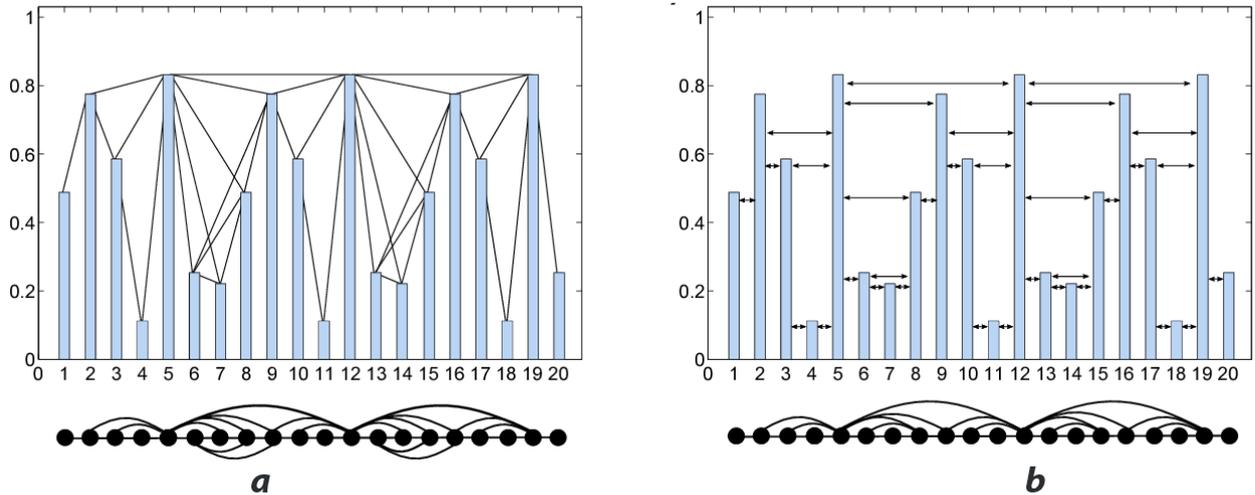


Figura 2.1. (a) Série temporal em grafo de visibilidade (b) Série temporal em grafo de visibilidade horizontal [10]

Em contrapartida Luque et al. [10], propuseram uma versão mais simples e computacionalmente mais eficiente, mas ainda com foco no mapeamento de séries temporais. A ideia dos autores foi restringir a visibilidade através simplesmente do plano horizontal em relação a cada série. Assim os nós terão menos visibilidade que seu concorrente, mas não perdem qualidade significativa. Destaca-se principalmente, a simplicidade do algoritmo desenvolvido para visibilidade horizontal. Os autores estabeleceram então, o seguinte critério de visibilidade: dois valores arbitrários da série temporal  $(t_a, y_a)$  e  $(t_b, y_b)$  terão visibilidade horizontal e, conseqüentemente, se tornarão dois nós conectados por uma aresta no grafo associado, se todos os outros termos  $(t_c, y_c)$  intermediários entre eles cumprirem a equação 2.2:

$$t_a t_b > t_c \text{ para todo } c \text{ tal que } a < c < b \tag{2.2}$$

A figura 2.1(b) exemplifica uma série temporal com algoritmo de grafo de visibilidade horizontal. É importante destacar que o método proposto é uma simplificação do método de grafo de visibilidade e, portanto, sempre será um subgrafo de seu predecessor. Para ambos métodos valem as observações:

1. Conexos: cada nó está conectado, pelo menos, aos seus vizinhos mais próximos (à esquerda e à direita);
2. Arestas não dirigidas: segundo a proposta de como o algoritmo é construído, não há definição das direções nas arestas.
3. Invariante sob transformações afins dos dados da série: o critério de visibilidade é invariante sob redimensionado tanto os eixos horizontais e verticais.

## 2.2 Algoritmo do Grafo de Visibilidade Horizontal

É descrito no Algoritmo [1] o algoritmo usado neste artigo para se encontrar o Grafo de Visibilidade Horizontal proposto por Lacasa et al. [10] e detalhado no tópico 2.1 deste artigo.

---

### Algoritmo 1 – Algoritmo do Grafo de Visibilidade Horizontal

---

```
Função HVG(X)  
  para  $i \leftarrow$  até  $n-1$  faça       $\triangleright n$  é o tamanho da série. Primeiro contabiliza os dados adjacentes  
     $M[i][i+1] = 1$   
  fim para  
   $flagA = 0$                          $\triangleright$  Analisa a visibilidade de  $i$  até um valor  $j$   
  para  $j \leftarrow i+2$  até  $j < n$  e  $flagA == 0$  faça  
     $flag = 0$   
     $p = j - 1$   
    enquanto  $flag == 0$  e  $p > i$  faça  
      se  $X[p] \leq X[j]$  então  
         $flag = 1$   
      fim se  
      se  $X[p] \leq X[i]$  então  
         $flag = 1$   
         $flagA = 1$   
      fim se  
    fim enquanto  
     $p = p - 1$   
    se  $flag == 0$  então  
       $M[i][j] = 1$                      $\triangleright$  Preenche a matriz de adjacência  
    fim se  
  fim para  
  return  $M$   
fim função
```

---

Tabela 1 – Algoritmo do Grafo de Visibilidade Horizontal

## 2.3 Grafos de Visibilidade Horizontal de Moedas

Foram analisadas, neste artigo um conjunto de 117 moedas, e gerados grafos baseados em visibilidade horizontal para o período de um mês em neste conjunto, a figura 2.3 (a) mostra a modelagem do grafo do EURO no período de março/2019, a figura 2.3(b) mostra o gráfico de variações temporais do mesmo período também para o EURO.

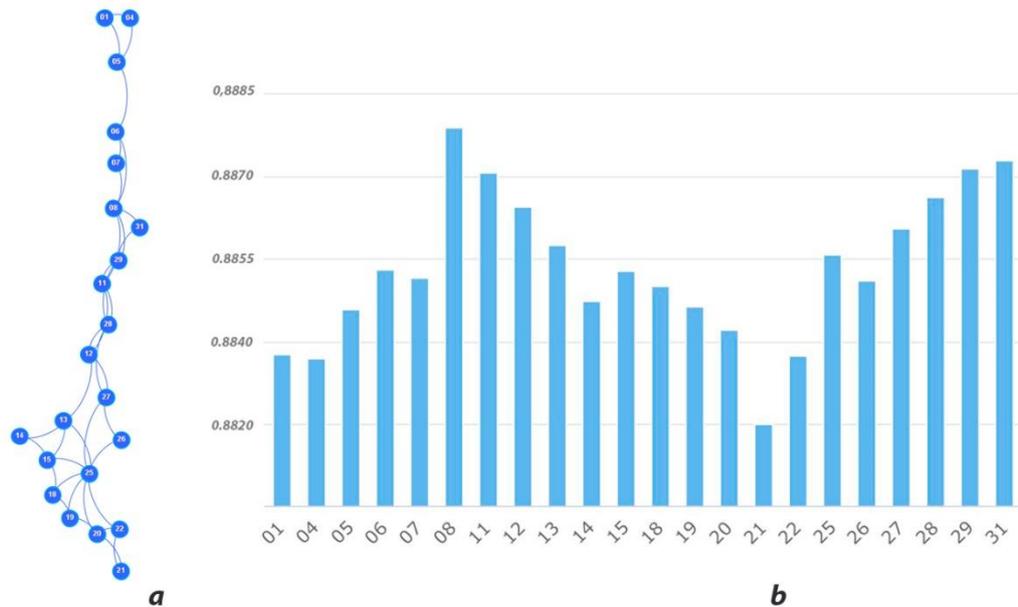


Figura 2.3 (a) Grafo de Visibilidade Horizontal do Euro em março/2019; (b) Gráfico de variações temporais do mesmo período.

## 2.4 Busca de operações relacionadas

Em seguida é proposta a implementação de busca de operações relacionadas entre as moedas analisadas. A ideia é verificar os grafos gerados a partir do algoritmo de visibilidade horizontal, em busca de variações similares, que comprovariam, assim, influências e relacionamentos entre moedas.

O algoritmo proposto por este artigo, implementa a análise de uma cotação de uma moeda em um período de tempo, confrontando-a com outras cotações de moedas em data posterior.

Assim podemos verificar a ocorrência de variações similares que poderiam ter sido influenciadas pela moeda no período anterior.

O algoritmo proposto calcula o percentual de variação entre a abertura da cotação da moeda e sua variação diária em busca de um valor comum a todas moedas. A equação 2.3, demonstra o cálculo do percentual de variação para cada moeda, onde  $p$  corresponde ao percentual de variação diário,  $o$  corresponde ao valor de abertura e  $v$  corresponde a variação diária da moeda.

$$p = \frac{v}{o} * 100 \quad (2.3)$$

Encontrado o percentual de variação entre as moedas verificamos a diferença existente entre este percentual para caracterizar uma influência, o valor inicialmente proposto para considerar-se a relação entre variações é uma diferença mínima de 0.01 (valor mínimo médio entre percentuais de variação) que pode ser alterada em análises futuras.

Então de acordo com a proposta deste artigo uma conexão entre moedas é gerada caso estas atendam as seguintes análises:

1. As moedas em análise passaram pelo filtro do algoritmo de visibilidade horizontal
2. As moedas sofreram uma variação equivalente, alta ou baixa, em dias seguidos
3. A diferença no percentual de variação não seja superior a 0.01

Portanto, a partir desta proposta podemos desenvolver um novo grafo relacionando as moedas como um grafo de conexões similares a uma rede social. Onde os nós (moedas) e arestas (ligações entre moedas) funcionam como interações pessoais em redes sociais.

## 2.5 Busca de modularidade

Segundo Blondel et. al.[13] a identificação de comunidades é de importância crucial, pois elas podem ajudar a descobrir os módulos funcionais anteriores, como tópicos em redes de informação ou comunidades virtuais em redes sociais. Além disso, a meta-rede resultante, cujos nós são as comunidades, pode ser usada para visualizar a estrutura de rede original.

Assim uma abordagem promissora consiste em decompor as redes em comunidades sub-universitárias, que são conjuntos de nós altamente interconectados.

Girvan e Newman [14] afirmam que, para implementar um algoritmo que busca modularidade e descobrir quais arestas em uma rede são mais relevantes entre outras, seria necessário generalizar a centralidade entre as bordas e definir a distância entre as arestas de uma aresta como o número de caminhos mais curto entre pares de vértices. O algoritmo proposto para identificar comunidades é declarado da seguinte forma:

1. Calcule a distância entre todas as arestas da rede
2. Remova a borda com maior distância
3. Recalcule as diferenças entre todas as bordas afetadas pela remoção
4. Repita a partir do passo 2 até não restarem bordas

## 3 Resultados

O estudo deste artigo concentrou-se em 114 moedas mundiais e em suas 30664 operações de abertura e fechamento diárias ao longo de 2018. O algoritmo de visibilidade horizontal filtrou e relacionou estas operações, conforme detalhado no item 2.4 deste documento, chegando ao número de 140 registros.

O próximo passo foi criar uma rede baseando-se na relação entre as moedas para que, assim, fosse possível a modularização. A figura 3.1 mostra a rede gerada a partir do grafo construído.

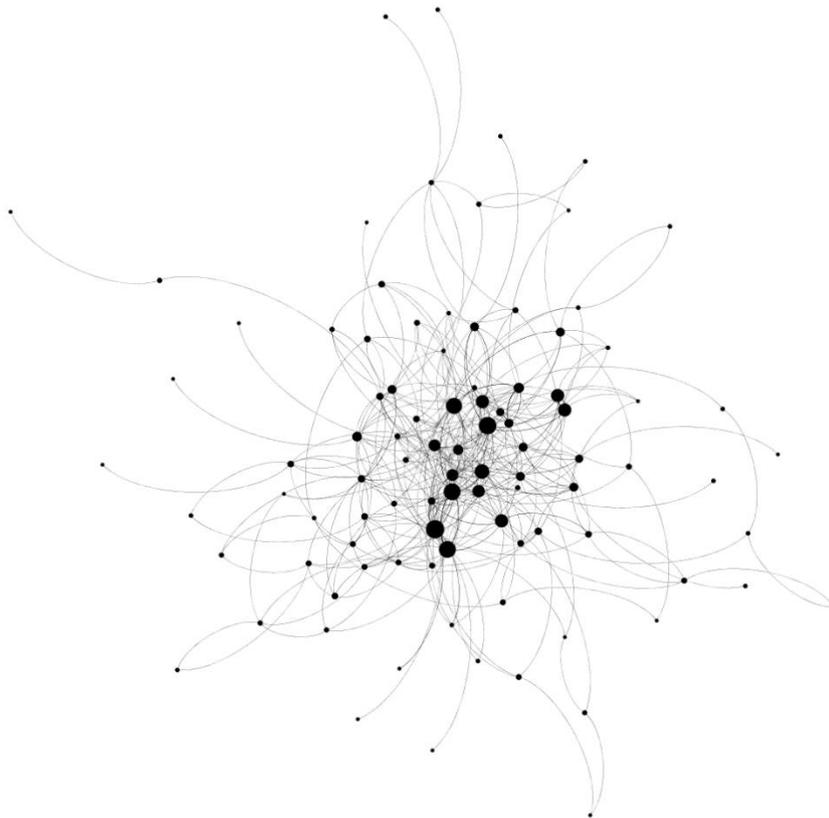


Figura 3.1 – Grafo de conexões baseado em grafo de visibilidade horizontal

A seguir utilizou-se o algoritmo proposto por Blondel et. al. [13] para a identificação de comunidades conforme descrito no tópico 2.5 deste arquivo. A Figura 3.2 exibe o resultado de tal ação. O algoritmo de Blondel et. al. [13] identificou 6 comunidades distintas na rede:

1. Rede azul com 16,84 % dos elementos da rede;
2. Rede verde claro com 20 % dos elementos da rede;
3. Rede roxa com 22,11 % dos elementos da rede;
4. Rede laranja com 15,79 % dos elementos da rede;
5. Rede rosa com 11,58% dos elementos da rede;
6. Rede verde escuro com 13,68% dos elementos da rede;

Uma das moedas entre as mais fortes do mundo, o dólar (USD) se encontra na rede azul(em destaque), que ainda conta com as seguintes moedas: Emirados Árabes(AED), Arábia Saudita (SAR), Polônia(PLN), Irã (IRR), Filipinas(PHP), Argélia (DZD), Madagáscar(MGA), Austrália(AUD), Paquistão (PKR), Marrocos (MAD), e Catar (QAR), Nigéria(NGN) e Jordânia (JOD).

## 4 Conclusões

A comunidade (Azul), na Figura 3.2 destacam-se principalmente países do oriente médio com religiões predominantemente islâmicas, como os AED, SAR, IRR, JOD, PKR, DZD, MAD, DZD e QAR. A forte relação dos EUA com os Emirados Árabes (<https://www.imf.org>) comprova esta relação de influência. O mesmo se dá em relação ao Catar, país com a segunda maior renda per capita mundial(<https://worldbank.org>). Alguns destes países como o Catar, destacam-se mundialmente pela produção de petróleo, segundo a Agência Internacional de Energia (IEA – Intenational Energy Agency - <https://www.iea.org/>), Arábia Saudita (3), Irã (7), Argélia (17), Catar (27) e Paquistão (44) estão entre os 50 maiores produtores de petróleo do mundo.

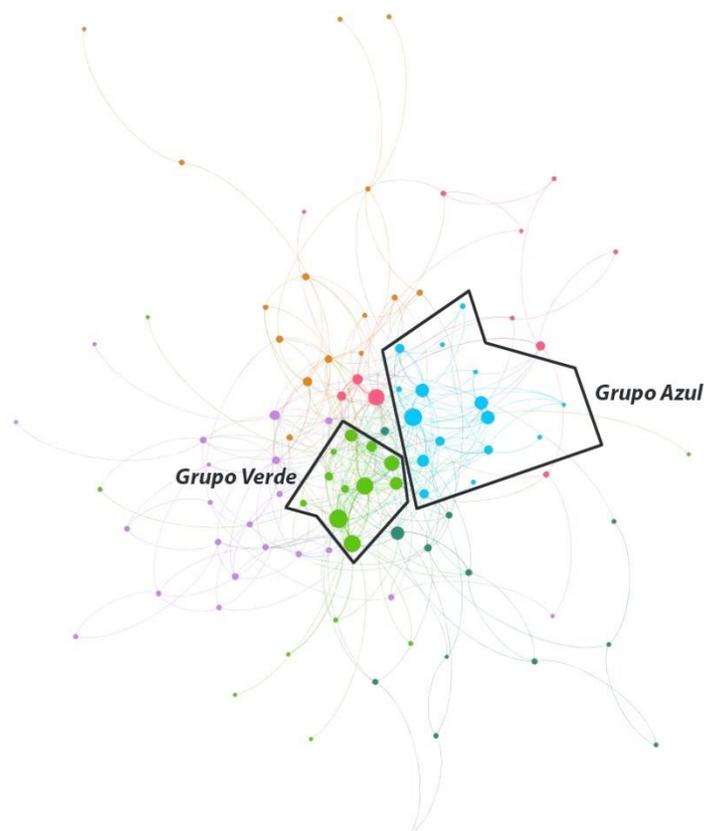


Figura 3.2 – Rede de influências gerada a partir de grafo de visibilidade horizontal

O algoritmo de Blondel et. al.[13] ligou ainda a Polônia como o único país Europeu com influência dos EUA em 2018, a polêmica instalação da base militar permanente dos EUA na Polônia em 2018, estimada em torno de 7,3 bilhões de reais(<https://www.bbc.com/news/world-us-canada-48585045>), pode explicar a forte conexão encontrada entre estas moedas.

A ligação dos EUA com os países africanos principalmente a Nigéria(NGN), país mais populoso da África, pode ser explicado pelo estreitamento de relações proposta por Donald Trump em 2018, sendo o presidente nigeriano o primeiro presidente africano a ser recebido pelo atual presidente(<https://oglobo.globo.com/>).

Por fim, os EUA correspondem a mais de 25% de todos investimentos estrangeiros diretos na economia da Austrália(AUD) e os dois países realizam mais de US\$ 65 bilhões em comércio a cada ano (<https://worldbank.org>).

Limitando-se a análise do Dólar o modelo proposto neste artigo se mostra interessante e viável na busca de relacionamentos existentes entre variações de moedas mundiais. Como o processo se baseia em variações passadas e o impacto destas em relações futuras, cria-se a possibilidade de utilizar os resultados como possíveis variáveis em algoritmos de inteligência computacional.

Algoritmos de modularidade podem ser implementadas para confrontar a geração de comunidades e assim validar os dados do ponto de vista computacional.

A verificação de similaridade de grafos também pode ser implementada para analisar o impacto de variações de uma moeda em outra.

## Referências

- [1] Goncalves, Bruna Amin. "Análise de séries temporais via grafo de visibilidade horizontal e teoria da informação." (2016).
- [2] Zhang, B., Wang, J., & Fang, W. (2015). Volatility behavior of visibility graph EMD financial time series from Ising interacting system. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 432, 301-314.
- [3] Liu, Y., Gopikrishnan, P., & Stanley, H. E. (1999). Statistical properties of the volatility of price fluctuations. *Physical review e*, 60(2), 1390.
- [4] Hasan, R., & Mohammad, S. M. (2015). Multifractal analysis of Asian markets during 2007–2008 financial crisis. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 419, 746-761.
- [5] Grassberger, P., & Procaccia, I. (1983). Characterization of strange attractors. *Physical review letters*, 50(5), 346.
- [6] Pincus, S. M. (1991). Approximate entropy as a measure of system complexity. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 88(6), 2297-2301.
- [7] Rosso, O. A., Larrondo, H. A., Martin, M. T., Plastino, A., & Fuentes, M. A. (2007). Distinguishing noise from chaos. *Physical review letters*, 99(15), 154102.
- [8] Bandt, C., & Pompe, B. (2002). Permutation entropy: a natural complexity measure for time series. *Physical review letters*, 88(17), 174102.
- [9] Lacasa, L., & Toral, R. (2010). Description of stochastic and chaotic series using visibility graphs. *Physical Review E*, 82(3), 036120.
- [10] Luque, B., Lacasa, L., Ballesteros, F., & Luque, J. (2009). Horizontal visibility graphs: Exact results for random time series. *Physical Review E*, 80(4), 046103.
- [11] Friedkin, N. E., & Johnsen, E. C. (2011). *Social influence network theory: A sociological examination of small group dynamics* (Vol. 33). Cambridge University Press.
- [12] Iacovacci, J., & Lacasa, L. (2016). Sequential visibility-graph motifs. *Physical Review E*, 93(4), 042309.
- [13] Blondel, V. D., Guillaume, J. L., Lambiotte, R., & Lefebvre, E. (2008). Fast unfolding of communities in large networks. *Journal of statistical mechanics: theory and experiment*, 2008(10), P10008.

- [14] Girvan, M., & Newman, M. E. (2002). Community structure in social and biological networks. *Proceedings of the national academy of sciences*, 99(12), 7821-7826.