

Hedging Climate Change News

Robert F. Engle, Stefano Giglio, Bryan Kelly,
Heebum Lee, Johannes Stroebel

RFS

胡震霆 2023/04/19

研究背景&动机

- 世界气候环境变化充满不确定性，其所带来的经济后果也无法预测。
- 采用保险的方式应对气候风险效果有限：
 - 一方面，气候风险具有长期且不可分散性。
 - 另一方面，气候风险真实发生后，保险公司需要对所有人进行赔付，这是不现实的。
- 在本文中，作者提出了一种采用公开交易的资产的投资组合来对冲气候风险的方法。
- 通过对气候风险进行分期对冲，投资者能够很好对冲掉长期内的气候风险敞口，弥补潜在气候危机带来的危害。

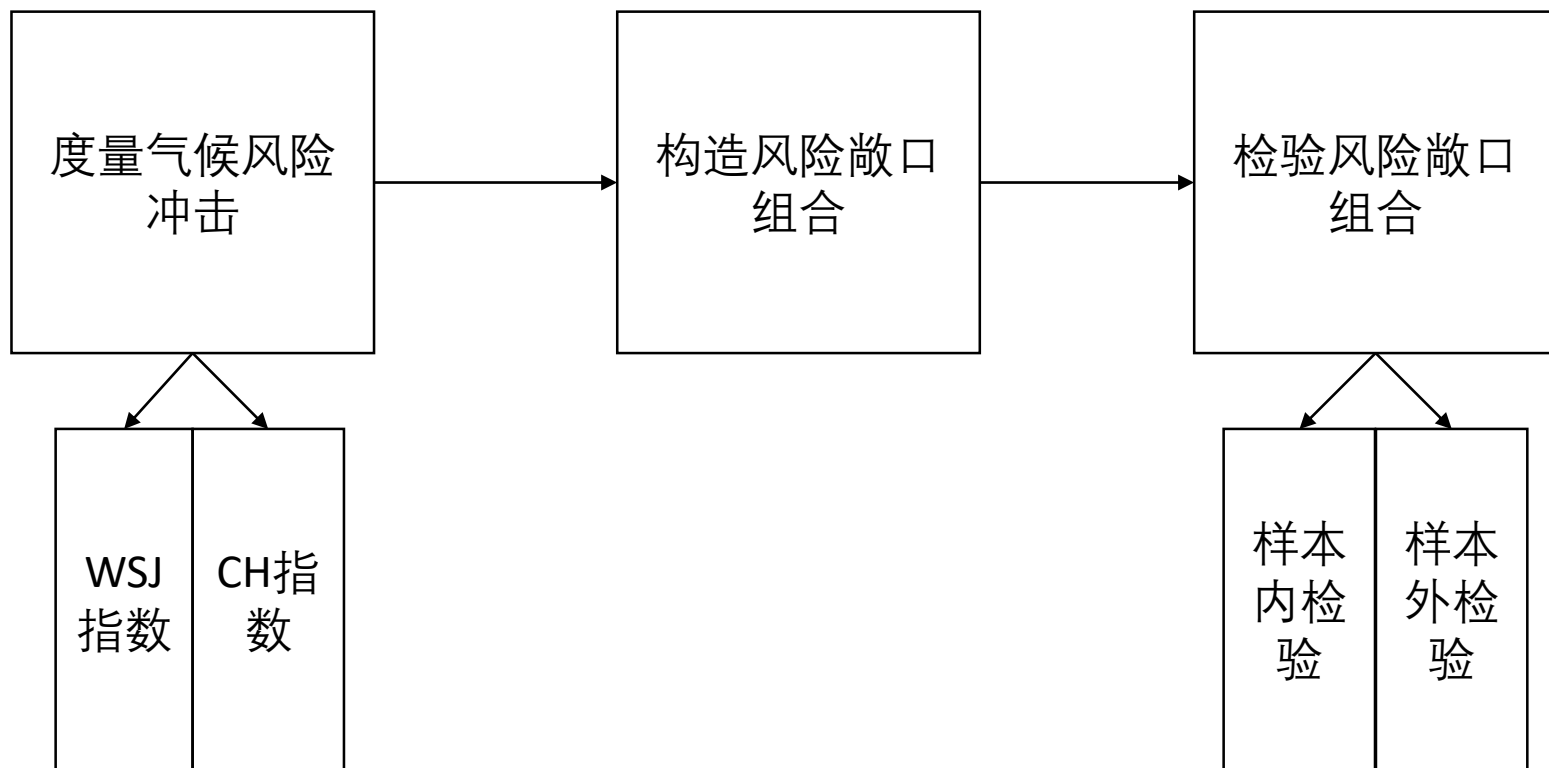
研究问题

- 构造对冲目标，即有关气候风险变化的时间序列（news about long-run climate risk）
 - 考虑新闻报刊对可能引起气候风险变化事件的报道，这是投资者用以对气候风险进行主观判断的直接来源
 - 上述事件包括：自然灾害、地球气候环境变化、监管政策更新、新能源开发、化石燃料价格变化等。
 - 对新闻语料库进行分析得到两个气候风险指数。
- 构造投资组合用以对冲气候风险指数的冲击
 - 将气候风险视为一种系统风险因子，寻找市场中存在能够代表该因子的投资组合（模拟因子投资组合）

研究问题

- 构造投资组合用以对冲气候风险指数的冲击
 - 考虑到气候风险指数样本相对于股票数目较小，无差别筛选存在数据挖掘风险。采用公司特征代表的风险敞口来获得参数化的投资组合权重。（例如：公司的碳足迹）
- 将对冲组合与其它备选对象的样本内外表现进行比较
 - 样本内比较对气候风险指数回归的系数显著性
 - 样本外比较不同组合与气候风险指数的相关性

研究框架



Step1: 度量气候风险冲击

※ 一些需要考虑的问题：

- 如何选择新闻文本以覆盖投资者用以获取气候变化风险信息的渠道？
- 如何度量新闻文本中的气候风险？
- 特定新闻对气候风险的报道是积极还是消极？
- 是否需要区分不同类型的气候风险新闻（物理风险和监管风险）

Step1: 度量气候风险冲击

1. Wall Street Journal climate change news index(WSJ index)

选择原因:

- WSJ是金融市场投资者订阅最多的期刊之一
- 可以获取到自1980s以来的所有新闻报道的完整语料

衡量气候风险:

计算WSJ报道内容同“气候变化权威词汇表”的文本相似度

- 从74篇来自政府、公共卫生组织以及其它组织的权威语料中提取“气候变化权威词汇表”CCV（词汇和对应的词频）
- 利用CCV计算每一篇WSJ报道的文本-词频向量 v_i ，并且采用tf-idf方式计算词频
- 将CCV中的词频用tf-idf方式表达为 v_C ，计算 v_i 和 v_C 的余弦相似度，乘以10000作为WSJ index

Step1: 度量气候风险冲击

1. Wall Street Journal climate change news index(WSJ index)

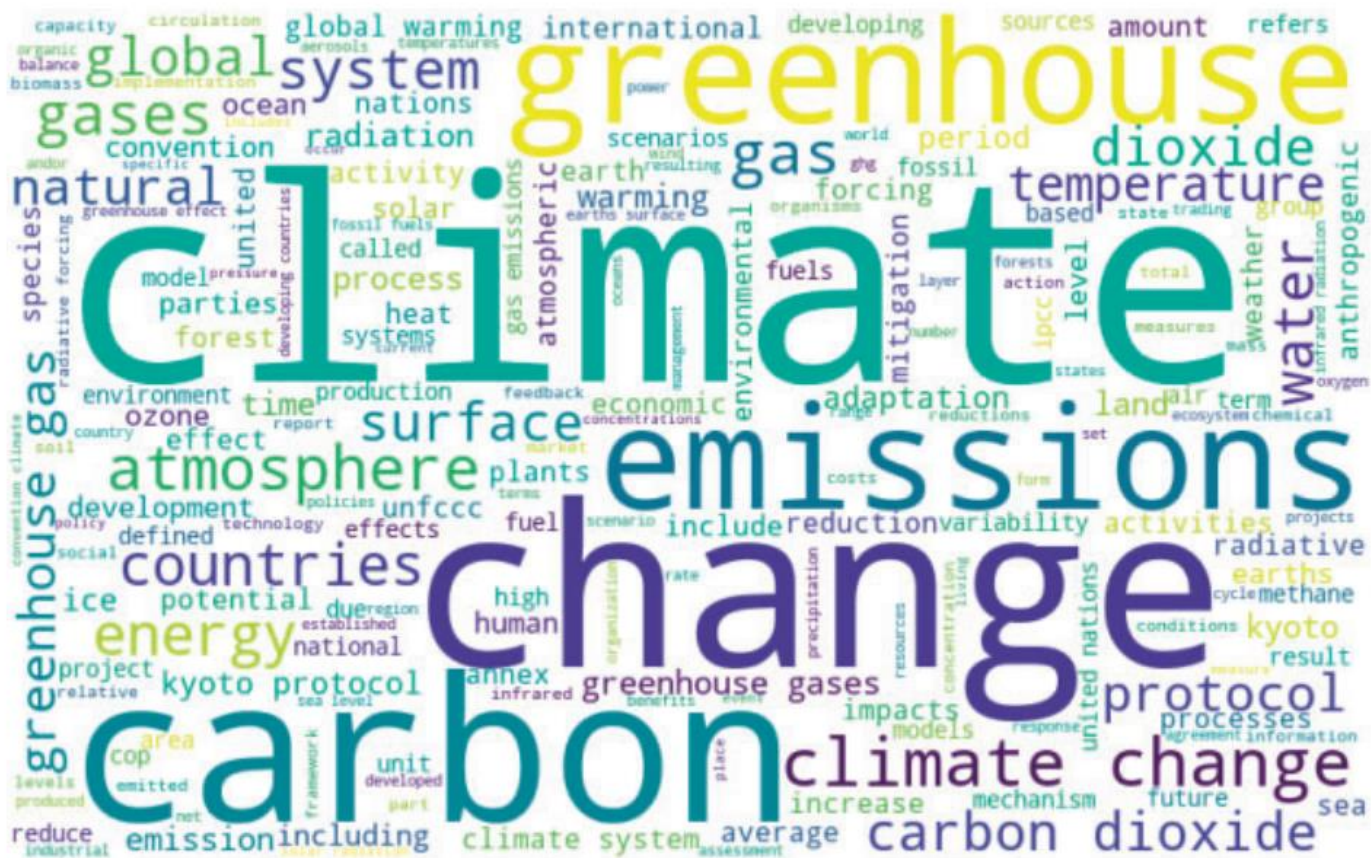


Fig 1: VVC代表的词云图

Step1: 度量气候风险冲击

1. Wall Street Journal climate change news index(WSJ index)

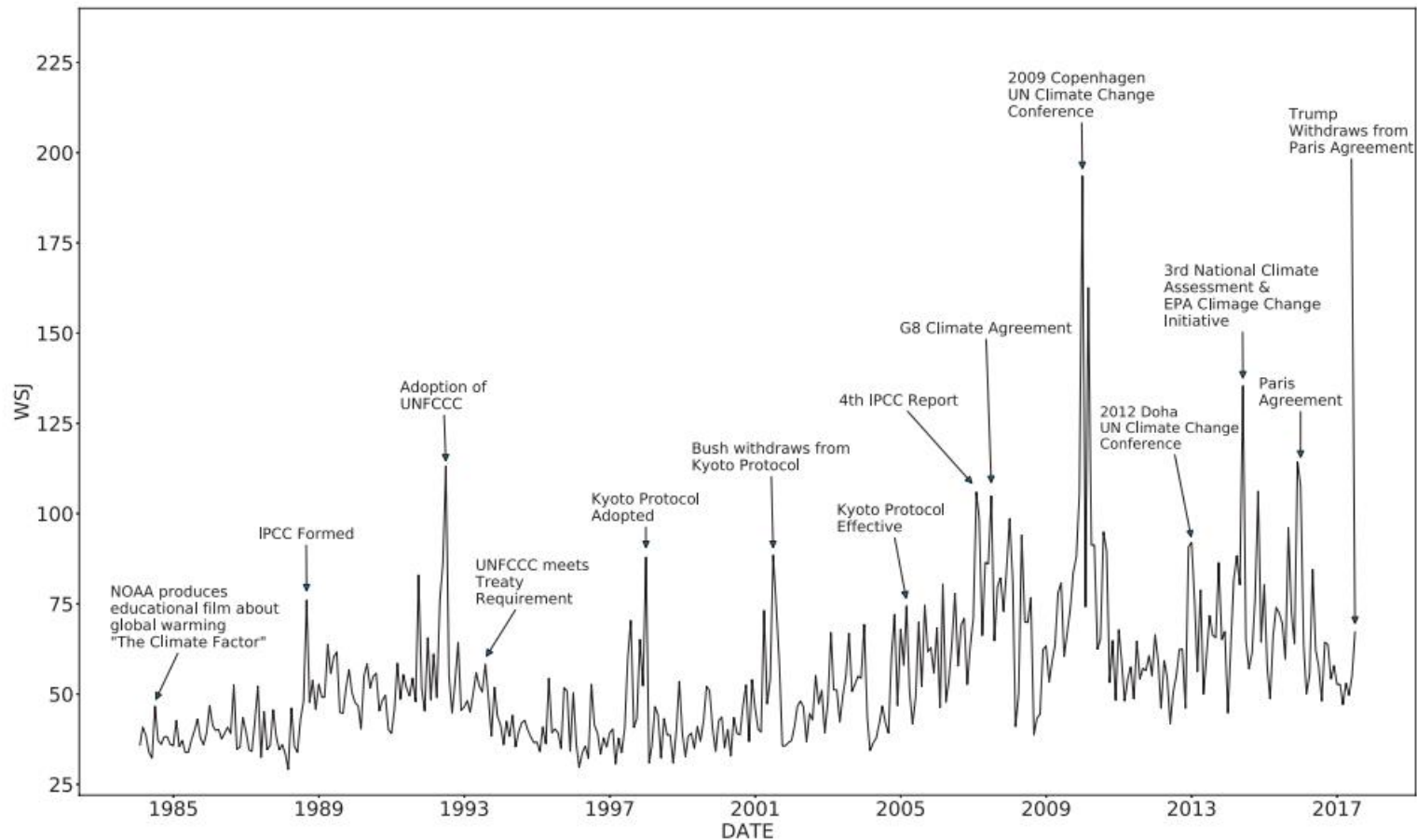


Fig 2: WSJ index from 1984 to 2017

Step1: 度量气候风险冲击

2. Crimson Hexagon's negative sentiment climate change news index(CH index)

WSJ index的不足:

- WSJ index的构建隐含意义是: 当气候变化时, 所有的新闻都是负面新闻, 都与气候风险相关 (思考问题3)
- WSJ index构建仅仅基于WSJ, 且主要受众为金融市场投资者。

Crimson Hexagon(数据商):

- 数据规模: 2008年5月以来, 覆盖超1000个数据源 (包括WSJ) 的超过1万亿新闻与社交媒体发布文本, 文本在不同数据源均匀分布。
- 数据分析: 搜索引擎配备专有NLP算法, 可以提供特定情绪、主题的文本及指数序列。

Step1: 度量气候风险冲击

2. Crimson Hexagon's negative sentiment climate change news index(CH index)

衡量气候风险：

- 搜索关键词 “climate change” （防范数据挖掘风险），将范围限制在新闻媒体。CH返回的结果包括：包含关键词的语料的数目、积极/消极语料的占比、文本情绪指数二级分类、与climate change相关联的语料的主题分解。
- 构造CH指数，CH指数的含义为一日中与 “climate change ” 主题相关且被归为消极语料的新闻占比，将其乘以10000以便分析。

Step1: 度量气候风险冲击

2. Crimson Hexagon's negative sentiment climate change news index(CH index)

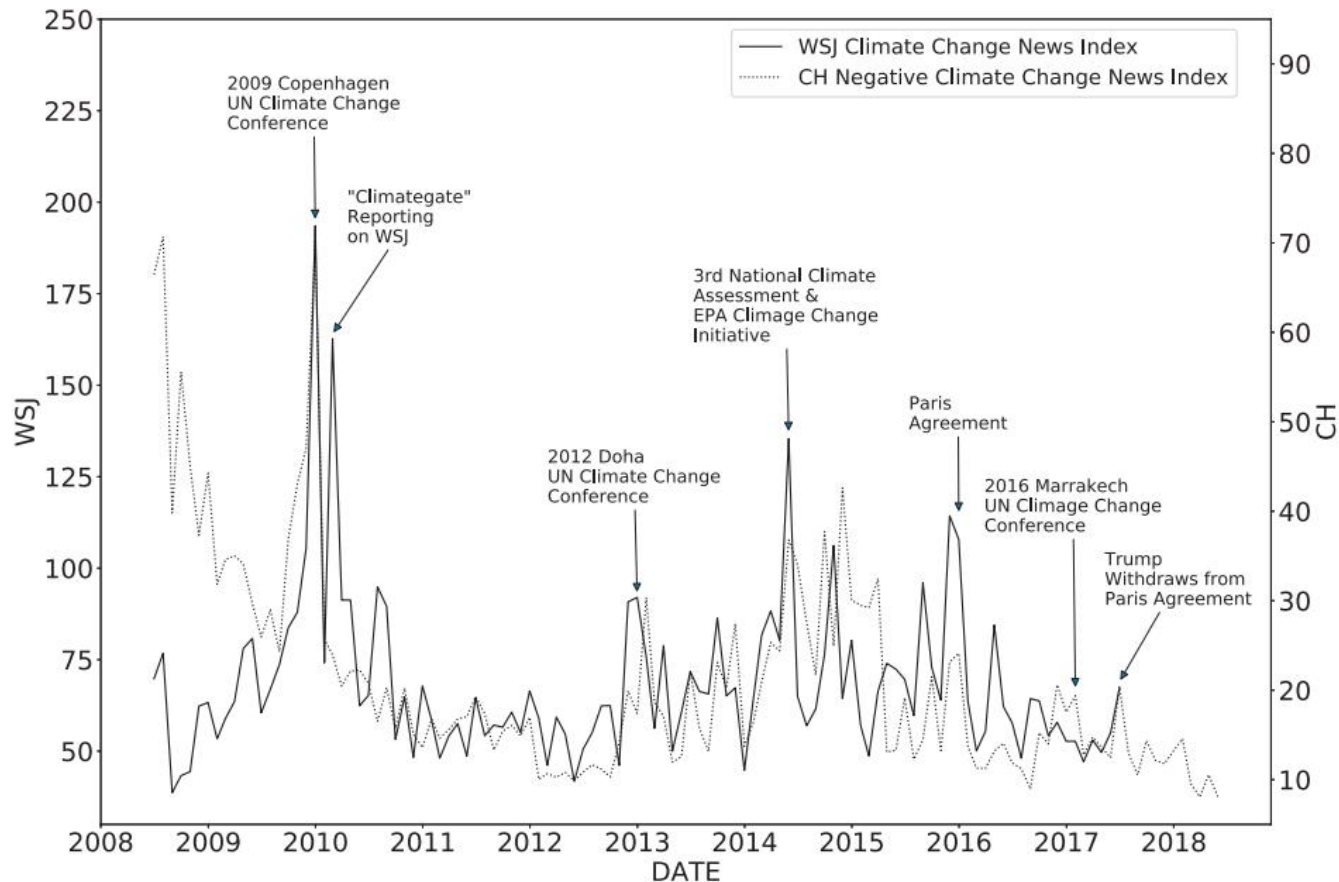


Fig 3: CH index & WSJ index from 2008 to 2017

Step1: 度量气候风险冲击

3. 构建对冲目标

构建步骤

- 将WSJ index和CH index汇总到月度频率（平均）。
- 用AR（1）过程来拟合两指数：

$$WSJ_t = \alpha WSJ_{t-1} + \varepsilon_t$$

$$CH_t = \alpha CH_{t-1} + \varepsilon'_t$$

- 将 ε 和 ε' 看作与两个指数相关的气候风险冲击，对应表达为：

$$CC_t^{WSJ}、CC_t^{NegNews}$$

Step1: 度量气候风险冲击

3. 构建对冲目标

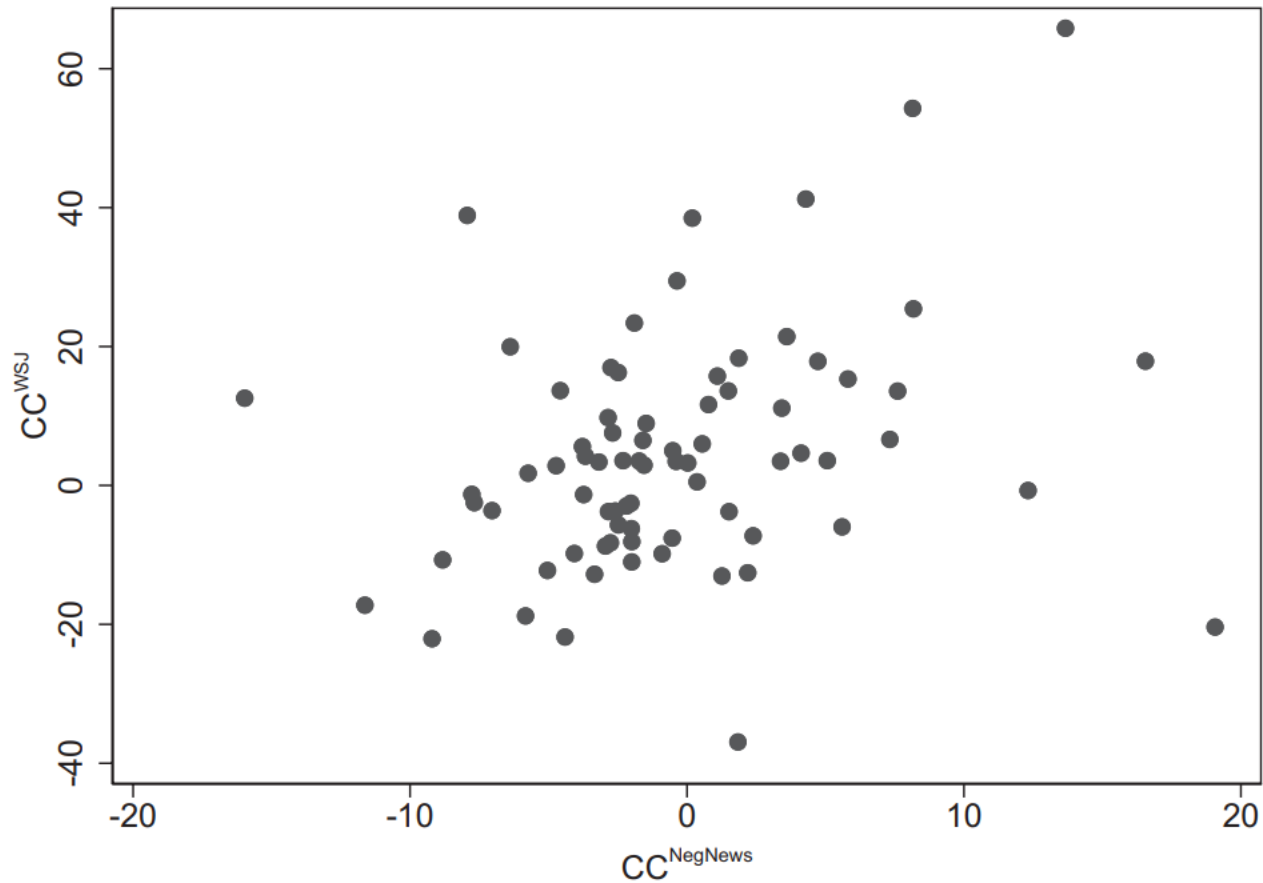


Fig 4: Correlation across CCt measures (Cor = 0.3)

Step2: 构造气候风险组合

1. 股票数据集

数据源：

- CRSP，只包括普通股，月度股票收益率数据。
- 去除廉价股，即股价低于5美元，这些股票的收益率容易受到市场微观事件扰动。
- 去除小盘股，即市值低于20%的股票，这些股票收益率会严重影响组合收益。

Step2: 构造气候风险组合

2. MSCI E-score

衡量风险敞口：

- 识别能系统性度量一个公司对气候风险的风险敞口的指标。
- 利用第三方ESG数据供应商的指标来度量风险敞口。
- 以ESG评分为投资目标的投资行为逐渐兴起，因此将其纳入分析具有实际意义。

MSCI 数据集：

- 内容：公司1995-2016年度ESG分数。
- 方法：在ESG大类下细分许多小类，每个小类对应公司在该方面的表现，积极为1，消极为0。
- E-score：一家公司在environment分类下所有的positive指标数减去negative指标数。

Step2: 构造气候风险组合

2. Sustainalytics E-score

Sustainalytics 数据集:

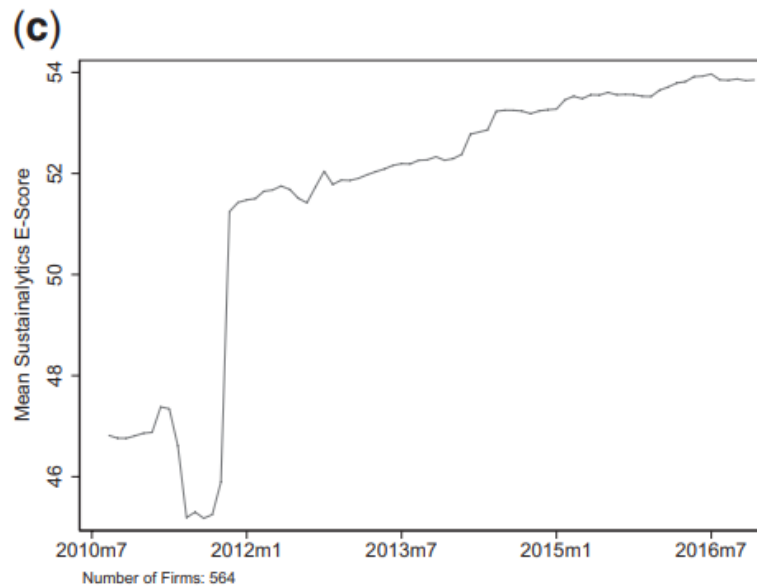
- 内容: 自2009年9月起的公司ESG得分, 信息含量最广的为“Total ESG Score”, 其等于“Total E Score”、“Total S Score”、“Total G Score”的平均值。
- 三大类评分由其下小类评分加权得出, 小类评分通过比较公司与同行业其它公司在该小类下的表现计算。
- 三大类评分区间为 $[0, 100]$, 本文直接将“Total E Score”作为度量气候风险敞口的指标。

Step2: 构造气候风险组合

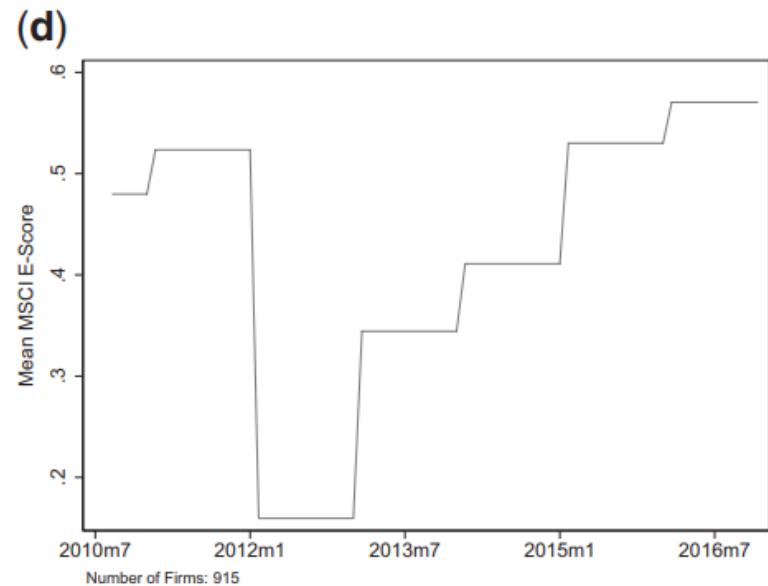
3. 描述性统计及指标修正

描述性统计指标：

- 样本期内每一期E-score截面平均值。



Sustainalytics: Mean over time



MSCI: Mean over time

Fig 5: Summary Statistics over time.

Step2: 构造气候风险组合

3. 描述性统计及指标修正

描述性统计修正：

- 每种指标均出现非连续性变化，潜在原因可能是指标计算模型的更改，这一更改对于对冲组合的样本外表现有负面影响。
- 修正1：对每个公司的E-Score截面去均值处理，以第二种分数为例，结果记为 $Z_t^{SUS_A}$ 。
- 修正2：保留每个公司E-Score的截面排名结果，对该结果进行标准化处理，使其落在 $[-0.5, 0.5]$ 上，以第二种分数为例，结果记为 $Z_t^{SUS_R}$ 。

实证结果

1. 构造投资组合

处理：

- 将气候变化风险分离开来，避免涉及到其它的风险因子。
- 加入代表常见风险因子的投资组合：市值、价值、市场，参数化投资组合权重分别为：
 - 市值：截面标准化的市值，50%的大股票权重为正，50%的小股票权重为负。
 - 价值：截面标准化的账面市值比，分界线不明。
 - 市场：个股占全部市值的百分比。

实证结果

2. 样本内拟合

回归模型（以SUS_A分数为例）：

$$CC_t = \xi + w_{SUS} Z_{t-1}^{SUS-A'} r_t + w_{SIZE} Z_{t-1}^{SIZE'} r_t + w_{HML} Z_{t-1}^{HML'} r_t \\ + w_{MKT} Z_{t-1}^{MKT'} r_t + e_t,$$

回归参数：

- w_{SUS} 、 w_{SIZE} 、 w_{HML} 、 w_{MKT} 代表四个投资组合的权重
- 为了进行比较，将 $Z_{t-1}^{SUS-A'}$ 替换为两种ETF的收益率，分别为：
 - XLE：主要由能源行业的公司股票构成。
 - PBD：主要由以绿色以及可再生能源及科技为主的公司构成。

实证结果

2. 样本内拟合

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
$Z_{t-1}^{SUS_A'} r_t$	1.416*** (0.436)				
$Z_{t-1}^{SUS_R'} r_t$		67.789*** (17.834)			
$Z_{t-1}^{MSCI_A'} r_t$			12.658* (6.849)		
$Z_{t-1}^{MSCI_R'} r_t$				53.743* (27.401)	
r_t^{XLE}					0.085 (0.810)
r_t^{PBD}					0.208 (0.630)
$Z_{t-1}^{HML'} r_t$	1.221 (7.019)	2.309 (6.873)	-5.862 (6.878)	-5.941 (6.858)	-6.772 (8.093)
$Z_{t-1}^{SIZE'} r_t$	-5.680** (2.350)	-6.034** (2.289)	-5.511* (2.773)	-5.459** (2.696)	-2.765 (2.474)
$Z_{t-1}^{MKT'} r_t$	0.783 (0.642)	0.789 (0.628)	0.841 (0.692)	0.789 (0.680)	0.091 (1.285)
Constant	2.894 (2.681)	2.673 (2.613)	4.659* (2.700)	4.891* (2.669)	5.959** (2.897)
R-squared	.153	.187	.083	.088	.047
N	88	88	88	88	88

Tb 1: Full-regression: WSJ index

实证结果

2. 样本内拟合

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
$Z_{t-1}^{SUS-A'} r_t$	0.266* (0.141)				
$Z_{t-1}^{SUS-R'} r_t$		12.286** (5.864)			
$Z_{t-1}^{MSCI-A'} r_t$			1.089 (2.173)		
$Z_{t-1}^{MSCI-R'} r_t$				6.641 (8.696)	
r_t^{XLE}					-0.092 (0.252)
r_t^{PBD}					0.036 (0.196)
$Z_{t-1}^{HML'} r_t$	-4.536** (2.272)	-4.390* (2.260)	-5.934*** (2.182)	-5.919*** (2.177)	-5.520** (2.519)
$Z_{t-1}^{SIZE'} r_t$	-0.137 (0.761)	-0.179 (0.753)	0.210 (0.880)	0.100 (0.856)	0.501 (0.770)
$Z_{t-1}^{MKT'} r_t$	0.315 (0.208)	0.314 (0.206)	0.287 (0.219)	0.295 (0.216)	0.297 (0.400)
Constant	-0.115 (0.868)	-0.137 (0.859)	0.313 (0.857)	0.306 (0.847)	0.376 (0.902)
R-squared	.125	.133	.090	.094	.089
N	88	88	88	88	88

Tb 2: Full-regression: CH index

实证结果

2. 样本内拟合

结果分析：

- 表1的1-2列表明根据SUS E-score构建的对冲组合能够很好地捕捉到气候变化的风险敞口，且该投资组合能对冲15%-19%的气候风险指数变化。
- 表1的3-4列表明根据MSCI E-score构建的对冲组合捕捉风险敞口能力较弱，但依旧显著。
- 对比表1的1和2列、3和4列可以得出，根据排序性指标构建的组合对风险敞口的捕捉略优于根据绝对值指标构建的组合。
- 对比表1的1-4列和第5列可以得出，相关ETF并没有捕捉到气候变化风险。
- 表2的主要结果与表1类似

实证结果

3. 样本外表现

样本外构造投资组合：

- 例如：在2017年1月构造投资组合，公司*i*的权重等于：

$$w_{i,Jan,2017} = \hat{w}_{SUS_A} * Z_{i,Dec,2016}^{SUS_A} + \hat{w}_{SIZE} * Z_{i,Dec,2016}^{SIZE} + \hat{w}_{HML} * Z_{i,Dec,2016}^{HML} + \hat{w}_{MKT} * Z_{i,Dec,2016}^{MKT}$$

- 检验方法1：利用[t0, t-1]的数据进行拟合，在t期构造投资组合，检验t时期的投资组合收益同气候变化风险的相关性（t-1取最小值为30）。
- 检验方法2：利用[t0, t') ∪ (t' , T]的数据进行拟合，在t' 期构造投资组合，检验t时期的投资组合收益同气候变化风险的相关性。

实证结果

3. 样本外表现

A. Out-of-sample fit

	CC^{WSJ}	H_{OOS}^{SUS-A}	H_{OOS}^{SUS-R}	H_{OOS}^{MSCI-A}	H_{OOS}^{MSCI-R}	H_{OOS}^{ETF}	r_t^{XLE}	r_t^{PBD}
CC^{WSJ}	1.000							
H_{OOS}^{SUS-A}	0.174	1.000						
H_{OOS}^{SUS-R}	0.206	0.973	1.000					
H_{OOS}^{MSCI-A}	0.013	0.688	0.621	1.000				
H_{OOS}^{MSCI-R}	0.019	0.677	0.624	0.988	1.000			
H_{OOS}^{ETF}	-0.005	0.427	0.349	0.861	0.852	1.000		
r_t^{XLE}	0.068	-0.138	0.004	-0.097	-0.039	-0.141	1.000	
r_t^{PBD}	0.111	0.185	0.272	0.294	0.350	0.190	0.656	1.000

Tb 3-Panel A: Out-of-sample fit

实证结果

3. 样本外表现

B. Cross-validation fit								
	CC^{WSJ}	$H_{Cross}^{SUS_A}$	$H_{Cross}^{SUS_R}$	$H_{Cross}^{MSCI_A}$	$H_{Cross}^{MSCI_R}$	H_{Cross}^{ETF}	r_t^{XLE}	r_t^{PBD}
CC^{WSJ}	1.000							
$H_{Cross}^{SUS_A}$	0.244	1.000						
$H_{Cross}^{SUS_R}$	0.300	0.976	1.000					
$H_{Cross}^{MSCI_A}$	0.039	0.742	0.671	1.000				
$H_{Cross}^{MSCI_R}$	0.067	0.733	0.676	0.982	1.000			
H_{Cross}^{ETF}	-0.069	0.454	0.390	0.678	0.651	1.000		
r_t^{XLE}	0.068	0.041	0.072	-0.009	-0.034	0.297	1.000	
r_t^{PBD}	0.111	0.272	0.266	0.310	0.298	0.470	0.656	1.000

Tb 3-Panel B: Out-of-sample fit

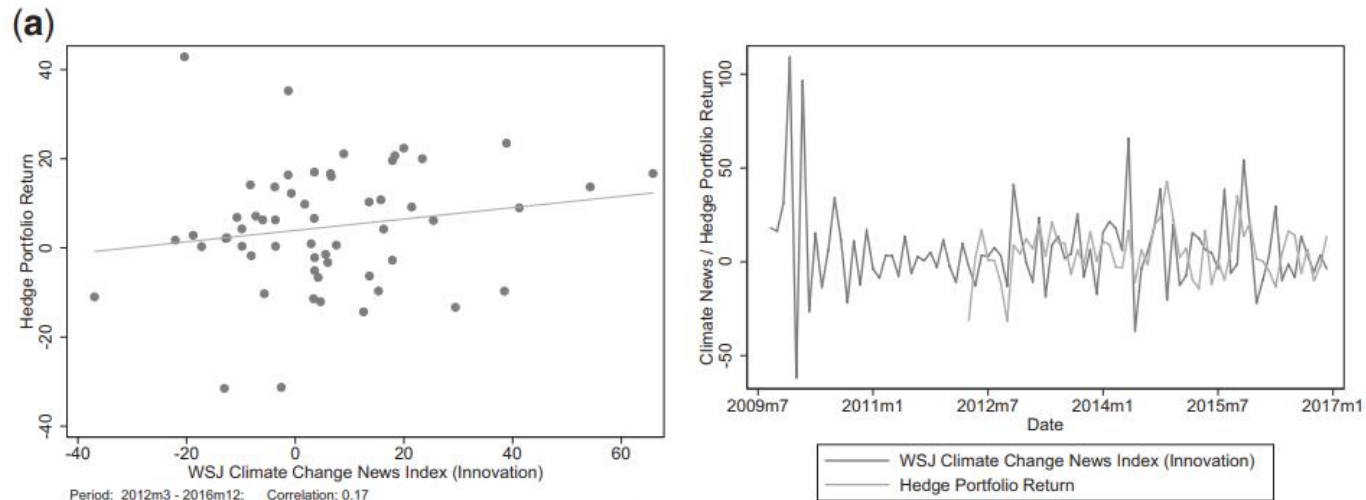
实证结果

3. 样本外表现

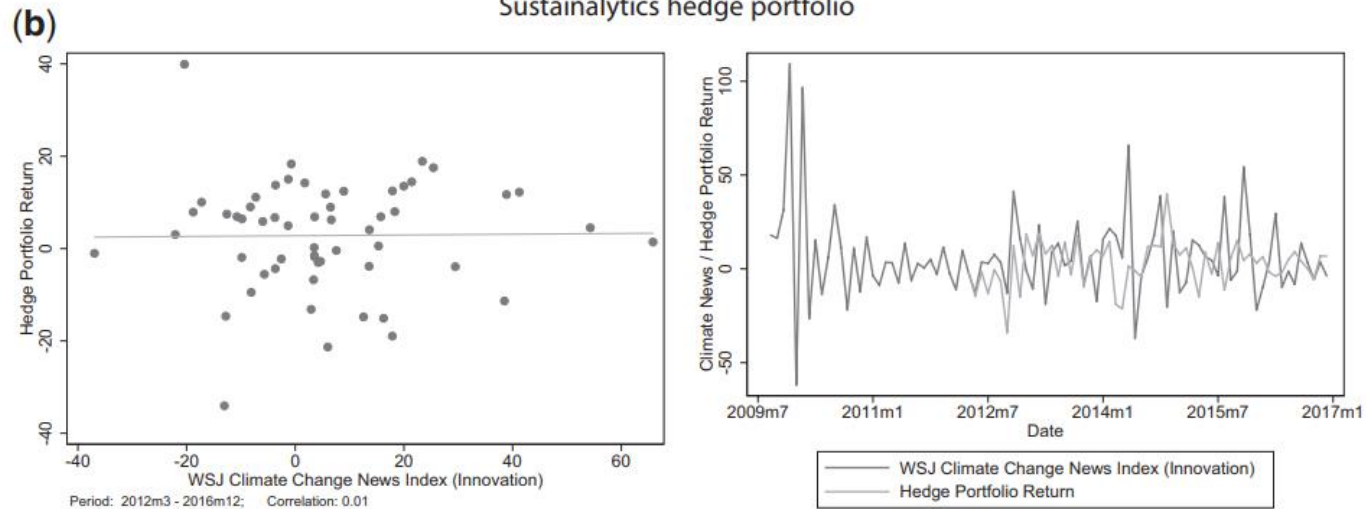
结果分析：

- H表示根据不同E-Scores构建的对冲指标，结果表明根据SUS E-score构建的投资组合能够更好地在样本外对冲气候变化风险，其对冲效果显著优于根据MSCI E-score构建的投资组合。
- Fig6展示了与Table一致的结论。
- 将CH index作为对冲目标的结果与将WSJ index作为对冲目标的结果一致。

实证结果



Sustainalytics hedge portfolio



MSCI hedge portfolio

Fig 6 : Out-of-sample fit

Future Exploring

- 本文研究频率为月度，未来可以调整至日度频率，该情形下数据挖掘的风险更小，训练集密度更大，样本外表现更优良。
- 除了美股外，可以考虑加入全球股市的股票、债券、衍生品等进行对冲。
- 本文采用的公司风险敞口代表数据直接来源于第三方数据商，后续研究可以自行构建更加全面的指标，比如公司受到潜在自然灾害影响的地理临近度。
- 将气候变化风险进行重新定义或者细分，本文的方法并没有考虑是否区分物理风险以及政策风险。