Volatility spillover patterns in the financial and commodity markets?

Sławomir Śmiech, Monika Papież

Cracow University of Economics, Department of Statistics

Energy Finance Christmas Workshop (EFC17) Cracow, 13-15.12.2017, 2017



The authors gratefully acknowledge financial support from the National Science Centre in Poland: grant No. 2012/07/B/HS4/00700.

Outline

- Motivation
- 2 Literature review
- Methodology
- 4 Empirical strategy
- O Data
- Model setup
- Results
- Conclusions

Motivation

What are the reasons for volatility spillover among the markets?

- Economic openness, capital flows, deregulations of financial markets. The links between countries are stronger
- Companies operating in different countries and different markets
- Investors make decisions taking into account information from different markets
- Mutual funds offer portfolios which consist of instrument from different markets, thereby strengthening the relationship between them.

Motivation, cont'd

Is it important at all? In what aspects?

- Financial volatility (risk) is a neutral concept. Volatility can be managed. The source of volatility transmitted is important, gives valuable information to investors.
- Economical volatility is a negative category. Volatility is related to uncertainty that can lead to postponing investment decisions, consumer decisions, herald the recession. For producers volatility means higher risk, higher costs of credit and insurance.
- Social volatility is a negative category. In the poorest countries, high volatility of commodity prices might have social consequences. For example, high volatility of food prices reduces the ability to meet other important needs, like education or health, which might have long term results.

Literature review

More than 7800 sources (google scholar) which analyse "volatility spillover" in financial markets.

- Methodological approaches used in the analysis of shocks transmission and volatility spillovers:
 - Different specifications of multivariate GARCH models;
 - Measures of volatility spillover proposed by Diebold and Yilmaz (2009) and Diebold and Yilmaz (2012):

Diebold, F. X., Yilmaz, K. (2009). Measuring financial asset return and volatility spillovers, with application to global equity markets. The Economic Journal – cited by 645 authors

- Most studies use exclusively the volatility spillover indices between pairs of instruments like Diebold and Yilmaz (2009)
- A few studies use network graphs to presentat the results
 Diebold, F. X., Liu, L., Yilmaz, K. (2017). Commodity Connectedness
 Demirer, M., Diebold, F. X., Liu, L., Yilmaz, K. (2017). Estimating global bank network connectedness
 (No. w23140). National Bureau of Economic Research.

Literature review, cont'd

- 2 Research objectivess within Diebold and Yilmaz's (2009) approach:
 - Different markets (stock, bond, currency, commodity markets) static (full sample) analysis for all instruments, dynamic (rolling sample) analysis for pairs of instruments:
 - Commodity markets (analysis between different markets within the commodity markets: energy sources markets, metals markets, agriculture markets).
 - Single market
 - stock market: Yarovaya et al. (2016) 21 indicies,
 - bond market: Fernández-Rodríguez et al., 2015;
 - currency market: Liow, 2015;
 - metals market: Batten et al., 2015; Kang i Yoon, 2016 .
 - Financial institutions (Diebold and Yılmaz, 2014)
 - International business cycle spillovers (Yilmaz 2010)

Literature review, cont'd

- 4 How to identify different market regimes?
 - Rolling window (sample) analysis,
 - General reference to the market regimes:
 - Diebold and Yilmaz (2012) arbitrarily identify four regimes
 - Chevallier and lelpo, 2013 mark on the charts/figures two crises period (2001 and 2008),
 - Grosche and Heckelei, 2016 mark two crisis periods in the charts (May 2000 December 2003 and July 2007 – December 2012),
 - Kang et al. (2017) mark total volatility spillovers in the charts: the global financial crisis (11/23/2007-05/22/2009) and two European debt crises (11/05/2009-04/22/2010, 05/02/2011-05/30/2012).

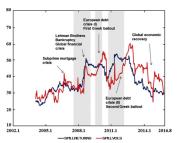


Fig. 4. The dynamics of return and volatility spillover index Notes: Dynamic total return and volatility spillovers are calculated from the foresat error variance decompositions on 10-step-ahead forecasts; total spillover indices are estimated using 104-week rolling windows; shading denotes the global financial crisis (11/23/2007-05/22/2009) and two European debt cries (11/05/2009-04/22/2010, 05/20/2011-05/30/20/2011-05/30/20/2011-05/30/2011-0

Literature review, cont'd

Limitations of previous studies

- Identification of different market regimes
 - Rolling window (sample) analysis
 - The different market regimes are identified arbitrarily
 - Diebold and Yilmaz (2012) four regimes
 - Chevallier and Ielpo, 2013 two crises period (2001 and 2008),
 - Grosche and Heckelei, 2016 two crisis periods (2000 2003, 2007 2012),
 - Kang et al. (2017) two crisis periods: the global financial crisis (11/23/2007–05/22/2009) and two European debt crises (11/05/2009–04/22/2010, 05/02/2011–05/30/2012).

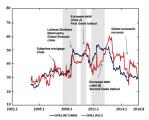


Fig. 4. The dynamics of return and volatility spillower index Notes: Dynamic total return and volatility spillowers are calculated from the forecast error variance decompositions on 10-step-sheaf forecasts; total spillower indices are estimated using 104-week rolling windows; shading denotes the global financial crisis (11/23/2007-05/22/2009) and two European debt. roles (11/05/2009-04/22/2010, 05/20/2011-05/30/20/2011-05/30/20/

2 Small number of instruments as a consequence of estimation method (OLS)

Contribution to the literature

- The scope of data.
 - The data set consists of 25 instruments: equity markets, bonds, commodity markets (food, energy sources, metals), currency markets.
 - It allows to analyse volatility transmission within particular markets (e.g food markets or equity markets) as well as between different markets (e.g between food markets and equity markets)
- Identification of typical (regarding volatility transmission) financial market regimes using statistical procedures.
- Implementation of tools dedicated to squared asymmetric matrices analysis. Improvement of interpretation of volatility transmission.

Empirical strategy

- Data preparation. Input of VAR models required, in the context, proxy of volatility of instruments.
- 2 Whole sample analysis.
 - Estimation of VAR(2) model (914 weeks, lasso estimation)
 - Calculation of connectedness matrix –dimension of the table 25x25 (Diebold-Yilmaz, 2012 approach).
- Rolling windows analysis assessing dynamics of financial market Data - 804 windows, 104 weekly observations in each window, lasso estimation of VAR(2) (each model consists of 1275 parameters estimated using 2550 observations):

Results:

- Connectedness matrix for every window (804 tables, 25x25 dimension each)
- Total spillover index for every window

Empirical strategy, cont'd

- 6 Clustering of connectedness matrix. k-medoids, 3 clusters.
 - To find typical financial market regimes,
 - To identify moments of different regimes
- Characteristics of three typical financial market regimes in terms of volatility spillover.

Assessment of volatility transmission of each market

- Decomposition of a connectedness matrix (asymmetric matrix) into a symmetric matrix and a skew-symmetric matrix.
- Clustering markets regarding similarity of volatility transmission (a symmetric matrix is transformed into a distance matrix first)
- Analysis of the skew-symmetric part of the connectedness matrix a heat map.

Data

- Weekly data: January 7, 2000 July 14, 2017 (914 observations)
- 25 futures contracts:
 - **Group 1: Financials**
 - BUND Euro-Bund Future EUREX
 - US10Y US 10Y Note Future CBOT
 - **Group 2: Currencies**
 - EURO Euro Future CME
 - USD US Dollar Index Future NYBOT
 - YEN Japanese Yen Future CME
 - Group 3: Indices
 - DAX DAX Future EUREX
 - FTSE FTSE 100 Future
 - SP500 S&P 500 Future CME
 - NASDAQ Nasdaq 100 Future CME
 - NIKKEI Nikkei 225 Future CME
 - WIG WIG20 Future GPW

Data, cont'd

Group 4: Grains

- CORN Corn Future CBOT
- SOYBEAN Soybean Future CBOT
- WHEAT Wheat Future CBOT

Group 5: Soft commodities

- CACAO Cocoa Future NYBOT
- 2 COFFEE Coffee 'C' Future -- NYBOT
- SUGAR Sugar #11 Future -- NYBOT

Group 6: Energies

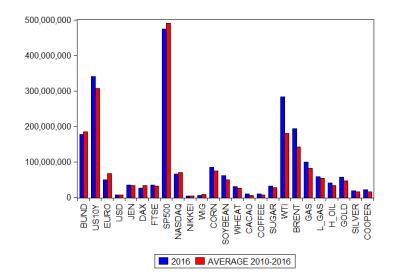
- 1 WTI Crude Oil WTI Future NYMEX
- BRENT- Brent Oil Future NYMEX
- GAS Natural Gas Future NYMEX
- 4 L_GAS Gas Oil Future NYMEX
- 6 H_OIL Heating Oil Future NYMEX

Group 7: Metals

- GOLD Gold Future COMEX
- SILVER Silver Future COMEX
- 3 COOPER Copper Future COMEX

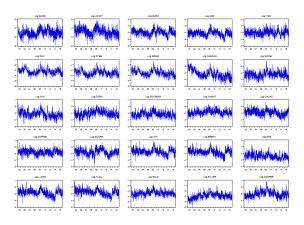
The average yearly trading volume: 2010-2016

Figure 1: The average yearly trading volume: 2010-2016 and the volume in 2016



Log range series

Figure 2: Log range volatility: January 7, 2000 - July 14, 2017



log range: Inrange_t = In(In(max(price_t)) - In(min(price_t)))
 where t - week

VAR models

- Vector autoregresion model VAR is a time series model used to capture the linear interdependencies among multiple time series.
- All variables in a VAR enter the model in the same way: each variable has an equation explaining its evolution based on its own lagged values, the lagged values of the other model variables, and an error term.
- For example, VAR(1) for two dimension time series $Y_t = (x_t, z_t)'$

$$x_{t} = \alpha_{x} + \beta_{1,1}^{x} x_{t-1} + \beta_{1,2}^{x} z_{t-1} + e_{x,t}$$

$$z_{t} = \alpha_{z} + \beta_{1,1}^{z} x_{t-1} + \beta_{1,2}^{z} z_{t-1} + e_{z,t}$$

which could be written in the matrix form:

$$A(L)Y_t = e_t$$

where A(L) is a matrix lag polynomial $A(L) = I - A_1L^1$ and

$$A_1 = \begin{bmatrix} \beta_{1,1}^x & \beta_{1,2}^x \\ \beta_{1,1}^z & \beta_{1,2}^z \end{bmatrix}$$

VAR models

ullet Assuming weak stationarity, Y_t obtains the infinite order moving-average representation

$$Y_t = \sum_{j=0}^{\infty} A_j e_{t-j}$$

- The present values of Y_t can be seen as a combination of shocks entering the system.
- Similarly, the distribution of future values Y_t is a function of past shocks.
- It is possible to measure to what extend the variance of future error forecast depenents on particular shocks - representing different markets.
- The forecast error variance decomposition (FEVD) results are presented in a form of the connectedness table (Diebold Yilmaz, 2009, 2012).
- Parameteres of the VAR are estimated using the Lasso regression.

Full-Sample Connectedness Table/Volatility spillover table

Figure 3: Connectedness table for the whole sample. Forecast error variance decomposition - 10-week forecast horizon

	BUND	US10Y	EURO	USD	YEN	DAX	FTSE	SP500	NASDAC	NIKKEI	WIG	CORN	SOYBEA	WHEAT	CACAO	COFFEE	SUGAR 1	NTI	BRENT	GAS	L_GAS	H_OIL	GOLD	SILVER	COOPE
UND	34,6	11,1	8,7	6,8	2,5	4,6	4,6	5	4,7	2,6	4,8	0,1	0,1	0,6	0,1	0	0,2	0,4	0,2	0,3	0,4	0,4	3,7	1,2	2,
US10Y	7,1	22	5,7	7,1	7,9	4,1	. 5	5,7	3	6,6	3,6	1,1	0	0,1	0	0,5	0,2	0	0	0,4	0	0,1	11,2	3,3	5,
EURO	6,2	6,3	24,8	20,4	2,9	7,1	4	6,1	6	4,5	3,4	0,5	0,1	0	0	0,7	0,1	0	0,1	0	0	0	4,1	1,2	1,
JSD	4,9	8,1	20,7	25,1	6	5,3	3,5	4,4	4,3	4,7	2,6	0,3	0	0	0	0,5	0,1	0,1	0	0	0	0	5,5	2,4	1,
YEN	2,3	11,1	3,7	7,4	30,9	1,5	2,7	1,9	1	11,9	3,5	0,9	0,5	0,1	0	0	0,2	1,1	0,7	0,3	1	1	9,8	2,6	3
DAX	2,8	3,9	6,1	4,4	1,3	21	11,6	12,2	10,2	8,2	4,5	2,2	0	0	0	1,3	0,2	0,5	0,9	0	1,2	0,9	4,7	0,5	1
FTSE	2,9	5	3,5	3	1,9	12,1	22,1	12,5	8,3	5,5	5	2,8	0	0,1	0	2,5	0,1	0,8	1,3	0,1	1,2	1,1	. 5	1,2	1
5P500	2,9	5,2	. 5	3,5	1,2	11,8	11,4	20,3	14,3	7,3	2,8	0,9	0,5	0	0,1	1,2	0,2	0,5	1,3	0,1	0,8	0,9	4,5	0,4	2
NASDAQ	3,2	3,2	5,7	4,1	0,8	11,5	9	16,8	23,8	6,3	1,4	1,1	0,2	0,3	0,2	1,4	0	1,1	1,8	0	1,4	1,3	3,4	0,3	1,
NIKKEI	1,6	6,6	4	4,1	8,5	8,6	5,5	8	5,9	22,2	2,1	1,7	0,2	0	0	1,1	0,3	1,6	2,2	0	2,2	2,3	7,4	0,9	2
WIG	5,4	6,3	5,3	4,1	4,3	8,2	8,8	5,3	2,3	3,6	38,5	0,3	0	0	0	0	0	0,1	0,3	0	0,9	0,6	4	0,2	1
CORN	0,2	2,4	0,9	0,6	1,4	4,9	6	2,2	2,2	3,7	0,3	47,9	10,5	9	0,4	0,9	0,5	0,2	0,2	0,6	0	0	2,1	1	1
SOYBEAN	0,2	0	0,1	0	1	(0,1	1,6	0,5	0,6	0	14	63,6	10,7	0,1	1,8	0	0,1	0	0,6	0	0	0,6	1,4	
WHEAT	1,1	0,3	0,1	0,1	0,1		0,4	0	0,8	0	0	12,4	11,2	66,3	0	0,7	0,2	0,8	0,4	0,1	0,2	0,4	0	1,1	
CACAO	0,4	0	0	0,1	0	(0,1	0,6	0,6	0,2	0,1	0,7	0,1	0	90,5	0	0,6	0,1	0,9	3,8	0,2	0,1	0,7	0,1	
COFFEE	0	1,4	1,6	1,2	0	3,7	6,5	3,4	3,4	2,9	0	1	1,6	0,6	0	57,8	0,4	0,8	0,7	0,2	0,9	1,5	3,5	1,7	5
SUGAR	0,4	0,7	0,4	0,5	0,6	0,7	0,2	0,8	0	1,2	C	0,9	0,1	0,2	0,6	0,6	85	0,8	0,6	2,7	1	1,2	0,7	0	0
WTI	0,3	0,1	. 0	0,1	1	0,7	1	0,7	1,3	2,1	0,1	0,1	0	0,3	0	0,4	0,3	28,2	24	0,4	18,9	18,9	0,3	0,8	
BRENT	0,2	0	0,1	0	0,6	1,1	1,5	1,6	1,9	2,5	0,2	0,1	0	0,2	0,3	0,3	0,2	21,7	25,5	0,3	20,9	20,5	0	0,3	
GAS	0,8	1,4	0	0,1	0,8	(0,6	0,3	0,1	0	0	1,1	0,8	0,1	3,5	0,3	2,6	1,1	1	83,9	0,3	0,3	0,5	0,4	0
L_GAS	0,3	0	0	0	0,8	1,5	1,4	1,1	1,5	2,5	0,6	0	0	0,1	0,1	0,4	0,3	17,3	21,2	0,1	25,8	24,6	0	0,4	
H_OIL	0,3	0,1	. 0	0	0,9	1,1	1,3	1,1	1,4	2,7	0,4	0	0	0,2	0	0,7	0,4	17,4	20,8	0,1	24,7	25,9	0	0,5	
GOLD	2,6	12,1	3,9	5,2	7,5	5,3	5,4	5,2	3,4	7,9	2,5	1,1	0,2	0	0,2	1,4	0,2	0,2	0	0,2	0	0	23,7	6,5	5
SILVER	1,7	7,2	2,4	4,5	4	1,2	2,5	1,1	0,6	1,8	0,2	1	1,1	0,8	0,1	1,4	0	1,4	0,6	0,2	0,8	0,9	13,2	48,1	3
COOPER	2.4	9,5	2.4	2.4	4,5	2,5	3,2	5,3	3	4,6	1,6	1,5	1,8	1,7	0	3,5	0	0	0	0	0	0	8,6	2,7	38

Figure 4: Connectedness table for the whole sample. Forecast error variance decomposition - 10-week forecast horizon

	BUND	US10Y	EURO	USD	YEN	DAX	FTSE	SP500	NASDAC	VIKKEI	WIG	CORN	SOYBEA	WHEAT	CACAO	COFFEE	SUGAR	WTI	BRENT	GAS	L_GAS	LOIL C	OLD	SILVER	COOPE
BUND	34,6	11,1	8,7	6,8	2,5	4,6	5 4,0	5 5	4,7	2,6	4,8	0,1	0,1	0,6	0,1	. 0	0,2	0,4	0,2	0,3	0,4	0,4	3,7	1,2	2,
US10Y	7,1	22	5,7	7,1	7,9	4,1	1 !	5,7	3	6,6	3,6	1,1	. 0	0,1	0	0,5	0,2	0	0	0,4	0	0,1	11,2	3,3	5
EURO	6,2	6,3	24,8	20,4	2,9	7,:	1 4	6,1	6	4,5	3,4	0,5	0,1	0	0	0,7	0,1	0	0,1	0	0	0	4,1	1,2	1,
USD	4,9	8,1	20,7	25,1	6	5,3	3,5	5 4,4	4,3	4,7	2,6	0,3	0	0	0	0,5	0,1	0,1	0	0	0	0	5,5	2,4	1
YEN	2,3	11,1	3,7	7,4	30,9	1,9	2,	7 1,9	1	11,9	3,5	0,9	0,5	0,1	0	0	0,2	1,1	0,7	0,3	1	1	9,8	2,6	3
DAX	2,8	3,9	6,1	4,4	1,3	2	11,0	12,2	10,2	8,2	4,5	2,2	0	0	0	1,3	0,2	0,5	0,9	0	1,2	0,9	4,7	0,5	1
FTSE	2,9	5	3,5	3	1,9	12,	22,	12,5	8,3	5,5	5	2,8	0	0,1	0	2,5	0,1	0,8	1,3	0,1	1,2	1,1	5	1,2	1
5P500	2,9	5,2	5	3,5	1,2	11,8	3 11,4	20,3	14,3	7,3	2,8	0,9	0,5	0	0,1	1,2	0,2	0,5	1,3	0,1	0,8	0,9	4,5	0,4	2,
NASDAQ	3,2	3,2	5,7	4,1	0,8	11,5	5 5	16,8	23,8	6,3	1,4	1,1	0,2	0,3	0,2	1,4	0	1,1	1,8	0	1,4	1,3	3,4	0,3	1
NIKKEI	1,6	6,6	4	4,1	8,5	8,6	5 5,5	5 8	5,9	22,2	2,1	1,7	0,2	0	0	1,1	0,3	1,6	2,2	0	2,2	2,3	7,4	0,9	2
WIG	5,4	6,3	5,3	4,1	4,3	8,2	2 8,1	5,3	2,3	3,6	38,5	0,3	0	0	0	0	0	0,1	0,3	0	0,9	0,6	4	0,2	1
ORN	0,2	2,4	0,9	0,6	1,4	4,9	9 (5 2,2	2,2	3,7	0,3	47,9	10,5	9	0,4	0,9	0,5	0,2	0,2	0,6	0	0	2,1	1	1
SOYBEAN	0,2	0	0,1	0	1	(0,:	1,6	0,5	0,6	0	14	63,6	10,7	0,1	1,8	0	0,1	0	0,6	0	0	0,6	1,4	
WHEAT	1,1	0,3	0,1	0,1	0,1		0,4	1 0	0,8	0	0	12,4	11,2	66,3	0	0,7	0,2	0,8	0,4	0,1	0,2	0,4	0	1,1	
CACAO	0,4	0	0	0,1	0	(0,:	0,6	0,6	0,2	0,1	0,7	0,1	0	90,5	0	0,6	0,1	0,9	3,8	0,2	0,1	0,7	0,1	
COFFEE	0	1,4	1,6	1,2	0	3,7	7 6,	3,4	3,4	2,9	0	1	1,6	0,6	0	57,8	0,4	0,8	0,7	0,2	0,9	1,5	3,5	1,7	5
SUGAR	0,4	0,7	0,4	0,5	0,6	0,	7 0,	2 0,8	0	1,2	0	0,9	0,1	0,2	0,6	0,6	85	0,8	0,6	2,7	1	1,2	0,7	0	0
WTI	0,3	0,1	0	0,1	1	0,	7	0,7	1,3	2,1	0,1	0,1	. 0	0,3	0	0,4	0,3	28,2	24	0,4	18,9	18,9	0,3	0,8	
BRENT	0,2	0	0,1	0	0,6	1,1	1,3	1,6	1,9	2,5	0,2	0,1	. 0	0,2	0,3	0,3	0,2	21,7	25,5	0,3	20,9	20,5	0	0,3	
SAS	0,8	1,4	0	0,1	0,8	(0,0	5 0,3	0,1	0	0	1,1	0,8	0,1	3,5	0,3	2,6	1,1	1	83,9	0,3	0,3	0,5	0,4	0
L_GAS	0,3	0	0	0	0,8	1,3	1,4	1,1	1,5	2,5	0,6	. 0	0	0,1	0,1	0,4	0,3	17,3	21,2	0,1	25,8	24,6	0	0,4	
LOIL	0,3	0,1	0	0	0,9	1,1	1,3	3 1,1	1,4	2,7	0,4	0	0	0,2	0	0,7	0,4	17,4	20,8	0,1	24,7	25,9	0	0,5	
GOLD	2,6	12,1	3,9	5,2	7,5	5,3	5,4	5,2	3,4	7,9	2,5	1,1	0,2	0	0,2	1,4	0,2	0,2	0	0,2	0	0	23,7	6,5	5
SILVER	1,7	7,2	2,4	4,5	4	1,2	2,1	5 1,1	0,6	1,8	0,2	1	1,1	0,8	0,1	1,4	0	1,4	0,6	0,2	0,8	0,9	13,2	48,1	. 3
COOPER	2,4	9,5	2,4	2,4	4,5	2,5	3,:	5,3	3	4,6	1,6	1,5	1,8	1,7	0	3,5	0	0	0	0	0	0	8,6	2,7	38

Figure 5: Connectedness table for the whole sample. Forecast error variance decomposition - 10-week forecast horizon

	BUND	US10Y	EURO	USD	YEN	DAX	FTSE	SP500	NASDACE	IIKKEI	WIG	CORN	SOYBEA W	HEAT (CACAO	COFFEE	SUGAR	WTI	BRENT	GAS	L_GAS	H_OIL	GOLD	SILVER	COOP
BUND	34,6	11,1	8,7	6,8	2,5	4,6	4,6	5	4,7	2,6	4,8	0,1	0,1	0,6	0,1	0	0,2	0,4	0,2	0,3	0,4	0,4	3,7	1,2	2,
US10Y	7,1	22	5,7	7,1	7,9	4,1		5,7	3	6,6	3,6	1,1	0	0,1	0	0,5	0,2	0	0	0,4	0	0,1	11,2	3,3	5
EURO	6,2	6,3	24,8	20,4	2,9	7,1	4	6,1	6	4,5	3,4	0,5	0,1	0	0	0,7	0,1	0	0,1	0	0	0	4,1	1,2	1
USD	4,9	8,1	20,7	25,1	6	5,3	3,5	4,4	4,3	4,7	2,6	0,3	0	0	0	0,5	0,1	0,1	. 0	0	0	0	5,5	2,4	- 1
YEN	2,3	11,1	3,7	7,4	30,9	1,9	2,7	1,9	1	11,9	3,5	0,9	0,5	0,1	0	0	0,2	1,1	0,7	0,3	1	1	9,8	2,6	8
DAX	2,8	3,9	6,1	4,4	1,3	21	11,6	12,2	10,2	8,2	4,5	2,2	0	0	0	1,3	0,2	0,5	0,9	0	1,2	0,9	4,7	0,5	
FTSE	2,9	5	3,5	3	1,9	12,1	22,1	12,5	8,3	5,5	5	2,8	0	0,1	0	2,5	0,1	0,8	1,3	0,1	1,2	1,1	5	1,2	- 1
SP500	2,9	5,2	5	3,5	1,2	11,8	11,4	20,3	14,3	7,3	2,8	0,9	0,5	0	0,1	1,2	0,2	0,5	1,3	0,1	0,8	0,9	4,5	0,4	- 2
NASDAQ	3,2	3,2	5,7	4,1	0,8	11,5	9	16,8	23,8	6,3	1,4	1,1	0,2	0,3	0,2	1,4	0	1,1	1,8	0	1,4	1,3	3,4	0,3	
NIKKEI	1,6	6,6	4	4,1	8,5	8,6	5,5	8	5,9	22,2	2,1	1,7	0,2	0	0	1,1	0,3	1,6	2,2	0	2,2	2,3	7,4	0,9	
WIG	5,4	6,3	5,3	4,1	4,3	8,2	8,8	5,3	2,3	3,6	38,5	0,3	0	0	0	0	0	0,1	0,3	0	0,9	0,6	4	0,2	
CORN	0,2	2,4	0,9	0,6	1,4	4,9	- 6	2,2	2,2	3,7	0,3	47,9	10,5	9	0,4	0,9	0,5	0,2	0,2	0,6	0	0	2,1	. 1	
SOYBEAN	0,2	0	0,1	0	1	0	0,1	1,6	0,5	0,6	0	14	63,6	10,7	0,1	1,8	0	0,1	. 0	0,6	0	0	0,6	1,4	
WHEAT	1,1	0,3	0,1	0,1	0,1	0	0,4	0	0,8	0	0	12,4	11,2	66,3	0	0,7	0,2	0,8	0,4	0,1	0,2	0,4	0	1,1	
CACAO	0,4	0	0	0,1	0	0	0,1	0,6	0,6	0,2	0,1	0,7	0,1	0	90,5	0	0,6	0,1	0,9	3,8	0,2	0,1	0,7	0,1	
COFFEE	0	1,4	1,6	1,2	0	3,7	6,5	3,4	3,4	2,9	0	1	1,6	0,6	0	57,8	0,4	0,8	0,7	0,2	0,9	1,5	3,5	1,7	- 1
SUGAR	0,4	0,7	0,4	0,5	0,6	0,7	0,2	0,8	0	1,2	0	0,9	0,1	0,2	0,6	0,6	85	0,8	0,6	2,7	1	1,2	0,7	0	-
WTI	0,3	0,1	0	0,1	1	0,7	1	0,7	1,3	2,1	0,1	0,1	0	0,3	0	0,4	0,3	28,2	24	0,4	18,9	18,9	0,3	0,8	
BRENT	0,2	0	0,1	0	0,6	1,1	1,5	1,6	1,9	2,5	0,2	0,1	0	0,2	0,3	0,3	0,2	21,7	25,5	0,3	20,9	20,5	0	0,3	
GAS	0,8	1,4	0	0,1	0,8	0	0,6	0,3	0,1	0	0	1,1	0,8	0,1	3,5	0,3	2,6	1,1	. 1	83,9	0,3	0,3	0,5	0,4	- (
L_GAS	0,3	0	0	0	0,8	1,5	1,4	1,1	1,5	2,5	0,6	0	0	0,1	0,1	0,4	0,3	17,3	21,2	0,1	25,8	24,6	0	0,4	
H_OIL	0,3	0,1	0	0	0,9	1,1	1,3	1,1	1,4	2,7	0,4	0	0	0,2	0	0,7	0,4	17,4	20,8	0,1	24,7	25,9	0	0,5	
GOLD	2,6	12,1	3,9	5,2	7,5	5,3	5,4	5,2	3,4	7,9	2,5	1,1	0,2	0	0,2	1,4	0,2	0,2	2 0	0,2	0	0	23,7	6,5	- 2
SILVER	1,7	7,2	2,4	4,5	4	1,2	2,5	1,1	0,6	1,8	0,2	1	1,1	0,8	0,1	1,4	0	1,4	0,6	0,2	0,8	0,9	13,2	48,1	
COOPER	2,4	9,5	2,4	2,4	4,5	2,5	3,2	5,3	3	4,6	1,6	1,5	1,8	1,7	0	3,5	0	0	0	0	0	0	8,6	2,7	31

Figure 6: Total spillover measures: "volatility transmited to other markets: columnes, volatility recived from other markets: rows, net=to others - from others".

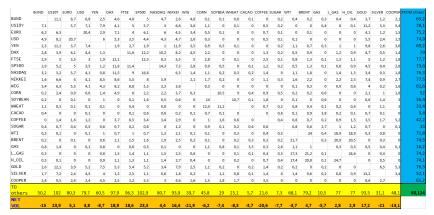
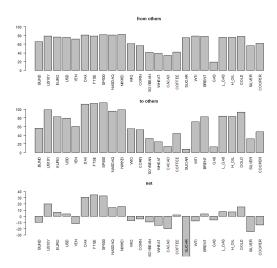


Figure 7: Connectedness table. Are there clusters in the table?

	BUND	US10Y	EURO	USD	YEN	DAX	FTSE	SP500	NASDAC	NIKKEI	WIG	CORN	SOYBEA	WHEAT	CACAO	COFFEE	SUGAR	WTI	BRENT	GAS	L GAS	H OIL	GOLD	SILVER	COOPER
BUND	34.6	11.1	8.7	7 6.1	2.			5		2.6			0.1	0.6	0.1	0	0.2	0.4		0,3	0.4	_	3.7	1.2	
US10Y	7,1		1					5,7		6,6	3,6		0	0,1	0	0,5	0,2	0		0.4	0	0,1	11,2	3,3	_
FURO	6.2		24.8		_	_			6	4,5	3,4	0.5	0.1	0	0	0.7	0.1	0	0.1	0	0	0	4,1	1.2	
USD	4,9	8,1	20,7	7 25.		6 5	3 3,5		4,3	4.7	2,6	0,3	0	0	0	0,5	0.1	0.1	0	0	0	0	5,5	2,4	
YEN	2.3						_			11.9	3,5		0,5	0.1	0	0	0,2	1,1		0.3	1	1	9.8		
DAX	2.8		_	4,	1,	3 2	1 11.6	12.2	10,2	8,2	4,5	2.2		0	0	1,3	0,2	0,5		0	1,2	0,9	4.7	0,5	
FTSE	2.9	5	3,5				1 22,1	12,5	8,3	5,5	5	2.8	0	0.1	0	2,5	0.1	0,8		0.1	1,2	1.1	5	1,2	
SP500	2.9	5.2							14.3	7,3	2.8	0,9	0.5	0	0.1	1.2	0.2	0.5		0,1	0.8		4.5		
NASDAQ	3.2	3,2	5,7	7 4,			5 9	16,8	23,8	6,3	1,4	1,1	0,2	0,3	0,2	1,4	0	1,1	1,8	. 0	1,4	1,3	3.4	0,3	
NIKKEI	1.6	6,6	4	4.	8,	5 8.	6 5.5	8	5,9	22.2	2,1	1.7	0,2	0	0	1.1	0,3	1.6	2.2	0	2,2	2,3	7,4	0,9	2.7
WIG	5,4	6,3	5,3	3 4,	4,	3 8	2 8,8	5,3	2,3	3,6	38,5	0,3	0	0	0	0	0	0,1	0,3	0	0,9	0,6	4	0,2	1,6
CORN	0,2	2,4	0,9	0,0	5 1,	4 4,	9 6	2,2	2,2	3,7	0,3	47,9	10,5	9	0,4	0,9	0,5	0,2	0,2	0,6	0	0	2,1	1	1,8
SOYBEAN	0,2	0	0,1		,	1	0 0,1	1,6	0,5	0,6	0	14	63,6	10,7	0,1	1,8	0	0,1	. 0	0,6	0	0	0,6	1,4	
WHEAT	1,1	0,3	0,1	1 0,:	ι ο,	1	0 0,4	0	0,8	0	0	12,4	11,2	66,3	0	0,7	0,2	0,8	0,4	0,1	0,2	0,4	0	1,1	1 3
CACAO	0.4	0		0.0		0	0 0.1	0,6	0,6	0.2	0.1	0.7	0.1	0	90.5	0	0.6	0.1	0.9	3.8	0.2	0.1	0.7	0.1	L O
COFFEE		1,4	1,6	5 1,3	2	0 3,	7 6,5	3,4	3,4	2,9	0	1	1,6	0,6	0	57,8	0,4	0,8	0,7	0,2	0,9	1,5	3,5	1,7	5,2
SUGAR	0,4	0,7	0,4	1 0,	0,	6 0,	7 0,2	0,8	0	1,2	0	0,9	0,1	0,2	0,6	0,6	85	0,8	0,6	2,7	1	1,2	0,7	0	0,1
WTI	0,3	0.1		0.	ı	1 0.	7 1	0,7	1.3	2.1	0.1	0.1	0	0,3	0	0,4	0,3	28,2	24	0,4	18,9	18,9	0,3	0,8	3 0
BRENT	0,2	0	0,1		0,	6 1	1 1,5	1,6	1,9	2,5	0,2	0,1	0	0,2	0,3	0,3	0,2	21,7	25,5	0,3	20,9	20,5	0	0,3	3 0
GAS	0,8	1,4	. (0,	0,	8	0 0,6	0,3	0,1	0	0	1,1	0,8	0,1	3,5	0,3	2,6	1,1	1	83,9	0,3	0,3	0,5	0,4	0,1
L_GAS	0,3	0	() (0,	8 1,	5 1,4	1,1	1,5	2,5	0,6	0	0	0,1	0,1	0,4	0,3	17,3	21,2	0,1	25,8	24,6	0	0,4	. 0
H_OIL	0,3	0,1) (0,	9 1,	1 1,3	1,1	1,4	2,7	0,4	0	0	0,2	0	0,7	0,4	17,4	20,8	0,1	24,7	25,9	0	0,5	5 0
GOLD	2,6	12,1	3,9	5,3	2 7,	5 5,	3 5,4	5,2	3,4	7,9	2,5	1,1	0,2	0	0,2	1,4	0,2	0,2	0	0,2	0	0	23,7	6,5	5 5,3
SILVER	1.7	7,2			5	4 1	2 2.5	1.1	0,6	1.8		1	1.1	0,8	0,1	1.4	0	1,4	0,6	0,2	0.8	0,9	13,2	48,1	
COOPER	2,4	9,5	2,4	1 2,4	4,	5 2	5 3,2	5,3	3	4,6	1,6	1,5	1,8	1,7	0	3,5	0	0	0	0	0	0	8,6	2,7	7 38,7

Full-Sample. Directional volatility spillovers

Figure 8: Directional volatility spillovers



Decomposition of asymmetric matrix

 The decomposition into symmetric and skew-symmetric components is given as:

$$Q = S + A$$

where S is a symmetric matrix with averages: $(q_{ij} + q_{ji})/2$ and A is a skew-symmetric matrix with elements: $(q_{ij} - q_{ji})/2$

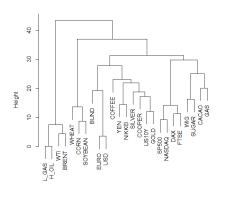
- A square matrix is skew-symmetric if $A^T = -A$.
- The decomposition is additive, and, as the two components *S* and *A* are orthogonal, the decomposition of the sum of squares of the two matrices is also additive.
- The sum of squares consists of two components:

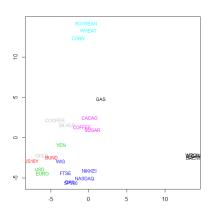
$$\sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} q_{ij}^{2} = \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} s_{ij}^{2} + \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} a_{ij}^{2}$$

which provides a justification for analyzing the two components independently.

Full-Sample. Clustering results. Results obtained for symmetric S part transformed into a distance matrix.

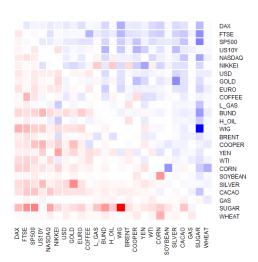
Figure 9: Clustering results





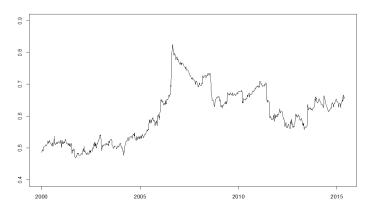
Full-Sample. Skew-symmetric

Figure 10: Heat map



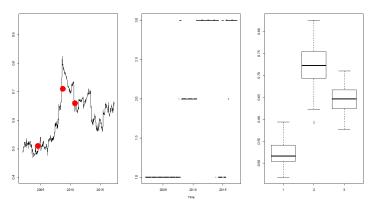
Empirical results - rolling sample

Figure 11: Total volatility spillover index



Empirical results - rolling sample

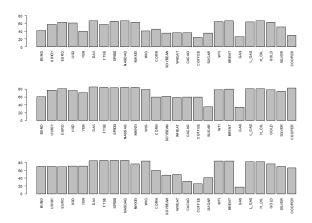
Figure 12: Connectedness table of clustering results. k-medoids. 3 clusters



- A typical market regime (medoids): 188 windows (08.2002-08.2004), 400 windows (08.2007-08.2009), 504 windows (08.2009-08.2011).
- The size of clusters: 354, 140, 307.

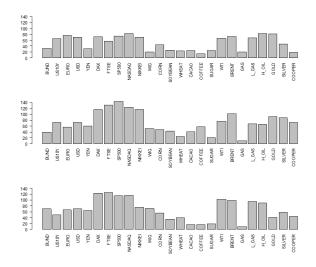
Empirical results for 3 regimes

Figure 13: Directional volatility spillovers FROM others. 3 market regimes



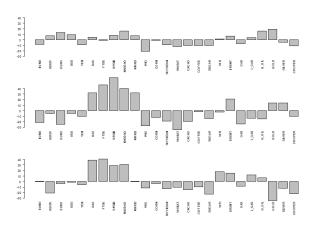
Empirical results for 3 regimes

Figure 14: Directional volatility spillovers transmited TO others. 3 market regimes



Empirical results for 3 regimes

Figure 15: Rolling-Sample Net Total Directional Connectedness, Net volatility spillovers NET = TO - FROM. 3 market regimes



Empirical results for 3 regimes. Clustering of connectedness tables - 3 regimes

The results obtained for symmetric S part transformed into a distance matrix.

Figure 16: Dendograms obtained for Ward

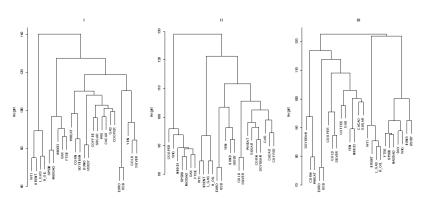


Figure 17: Results obtained for symmetric S part transformed into a distance matrix.

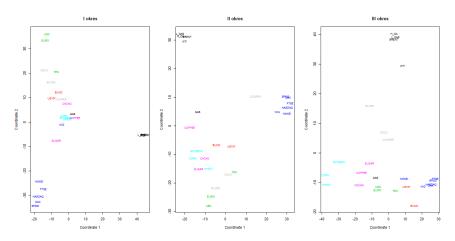


Figure 18: Results obtained for symmetric S part transformed into a distance matrix.

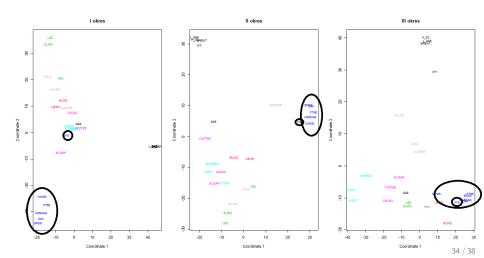


Figure 19: Results obtained for symmetric S part transformed into a distance matrix.

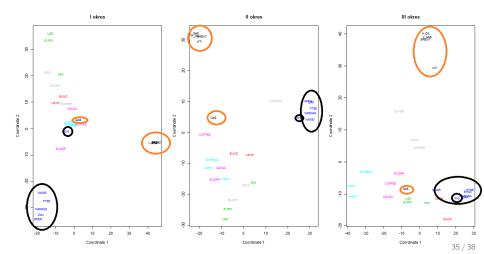
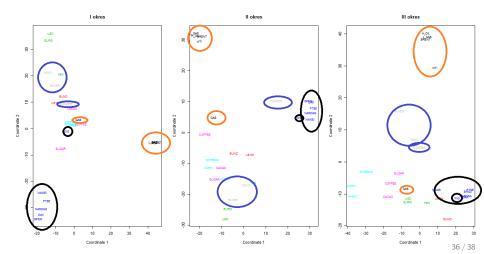


Figure 20: Results obtained for symmetric S part transformed into a distance matrix.



Empirical results for 3 regimes. Skew-symmetric

SP500 FTSE NASDAQ NASDAG SP500 BRENT BRENT SILVER COOPER CACAO CACAO GAS WHEAT SOYBEAN SUGAR ARDAG ARDAG ARDAG BESENT L. GAS BUND DAX WHI FTSE WINGE YEN BUND US10Y SILVER SUGAR CORN CACAO GAS OOGER WHEAT SP500

SP500

DMX

DMX

ONCHE

BRENT

SQU'SE

VITE

US10Y

WIT

US10Y

WIT

CONCHE

ELNO

CONCHE

ELNO

CONCHE

ELNO

CONCHE

CONCHE

ELNO

CONCHE

END

ELNO

CONCHE

END

ELNO

CONCHE

END

ELNO

CONCHE

END

ELNO

EL I - regime II - regime III - regime

Figure 21: Heat maps for three regimes

37 / 38

Conclusions

- We implement new (in the field) methods of analysing connectedness matrices dedicated for an asymmetric matrix.
- Three regimes of the financial market, different in regard to volatility transmission, are distinguished.
- The intensity of volatility transmission was largest in the period covering the global financial crises.
- Most volatility is transmitted within particular markets (e.g. food markets or energy sources markets, etc.). It is independent of market regimes.
- In the regimes of higher volatility transmission equity indexes are a net volatility transmitter to all remaining markets.