

Приложение к статье  
«Нестандартные данные  
 для борьбы с нестандартным кризисом»

**Данные национальной платежной системы  
 и оперативный мониторинг экономической динамики  
 в Банке России**

В середине апреля 2020 г. Банк России начал публиковать еженедельный «Мониторинг отраслевых финансовых потоков», в котором представляются и анализируются оценки динамики платежей компаний в отраслевом, а также региональном разрезе на основе агрегированных данных по платежам, проведенным через национальную платежную систему (НПС).

В периметр анализа попадают платежи, осуществленные через платежную систему Банка России. Они охватывают менее половины проводимых платежей с учетом платежей по счетам ЛОРО/НОСТРО, внутрибанковских переводов и переводов через иные платежные системы. Мы также исключаем из рассмотрения все операции внутри компаний, то есть платежи, где ИНН плательщика и получателя совпадают. На данном этапе мы не разделяем между собой платежи от операционной и финансовой деятельности, рассматривая возможность более детальной проработки данного направления в будущем. Соответствие между компанией-плательщиком или компанией – получателем платежа и классом ОКВЭД 2 устанавливается по основному коду ОКВЭД 2, указанному в Едином государственном реестре юридических лиц (ЕГРЮЛ).

**Межотраслевые финансовые потоки: визуализация  
 (пример на произвольных данных)**

		ОКВЭД ПОЛУЧАТЕЛЯ															
		01	02	03	05	06	07	08	09	10	11	12	13	14	15	СУММА	
ОКВЭД ПЛАТЕЛЬЩИКА	01	65	0	0	0	0	0	1	0	37	0	0	0	0	0	104	
	02	0	6	0	0	0	0	0	0	0	0	-	0	0	0	7	
	03	0	0	5	0	0	0	0	0	0	1	0	-	0	0	7	
	05	0	0	0	12	1	0	0	0	0	0	0	-	0	0	14	
	06	1	0	0	0	77	0	0	111	0	0	-	0	0	0	190	
	07	1	0	0	0	1	23	0	1	0	0	-	0	0	0	27	
	08	0	0	0	0	3	0	1	0	0	0	-	0	0	0	5	
	09	0	0	0	0	3	0	0	32	0	0	-	0	0	0	36	
	10	133	0	3	0	0	0	0	0	107	1	0	0	0	0	245	
	11	5	0	0	0	0	0	0	0	8	5	0	0	0	0	18	
	12	0	-	-	-	-	-	-	-	0	0	0	0	0	0	0	
	13	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	-	9	1	0	11	
	14	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	5	1	8	
	15	0	0	0	-	0	-	0	0	0	0	-	0	0	3	4	
	СУММА		206	7	8	13	85	24	3	145	154	6	0	13	7	4	676

В рамках нашего анализа мы фокусируемся прежде всего на входящих межотраслевых финансовых потоках, представляя в Мониторинге еженедельные оценки по платежам в формате отклонения от среднего уровня входящих финансовых потоков в 2020 г. до начала проявления наиболее острой фазы кризиса, связанного с пандемией. Этот уровень, который в целях анализа экономической динамики как в кризисный эпизод, так и в период последующего постепенного восстановления экономики после снятия весенних ограничений, мы условно определяем как «нормальный». «Нормальный» уровень соответствует среднему уровню дневных сезонно сглаженных входящих платежей за период с 20 января по 13 марта 2020 г.

### Межотраслевые финансовые потоки: агрегированная информация для дальнейшего анализа во времени

Дата	Плательщик (ОКВЭД)	Количество плательщиков	Получатель (ОКВЭД)	Количество получателей	Сумма	Количество платежей, шт.
01.04.2020	XX	731	XX	1 444	5 276	33 145
01.04.2020	XX	7 928	XX	1 524	242	127 285
01.04.2020	XX	224	XX	356	140	6 515
01.04.2020	XX	342	XX	817	136	19 760
01.04.2020	XX	1 708	XX	2 307	86	41 533
01.04.2020	XX	292	XX	607	74	12 472
01.04.2020	XX	36 957	XX	33 425	39	76 722
01.04.2020	XX	254	XX	517	17	3 455
01.04.2020	XX	160	XX	121	17	1 768
01.04.2020	XX	36 512	XX	22 038	14	111 911
01.04.2020	XX	339	XX	556	13	945
01.04.2020	XX	181	XX	154	11	1 100
01.04.2020	XX	471	XX	828	9	1 260
01.04.2020	XX	232	XX	115	9	1 516
01.04.2020	XX	5 913	XX	477	9	11 403

В рамках методологии, разработанной в департаменте исследований и прогнозирования Банка России, на регулярной основе рассчитывается индикатор изменения объема входящих отраслевых финансовых потоков для всех классов ОКВЭД 2. Таким образом, проведенная отраслевая группировка исходных данных, разработка методологии их дальнейшего анализа во времени дала нам возможность в режиме реального времени отслеживать состояние финансовых потоков во всех отраслях российской экономики.

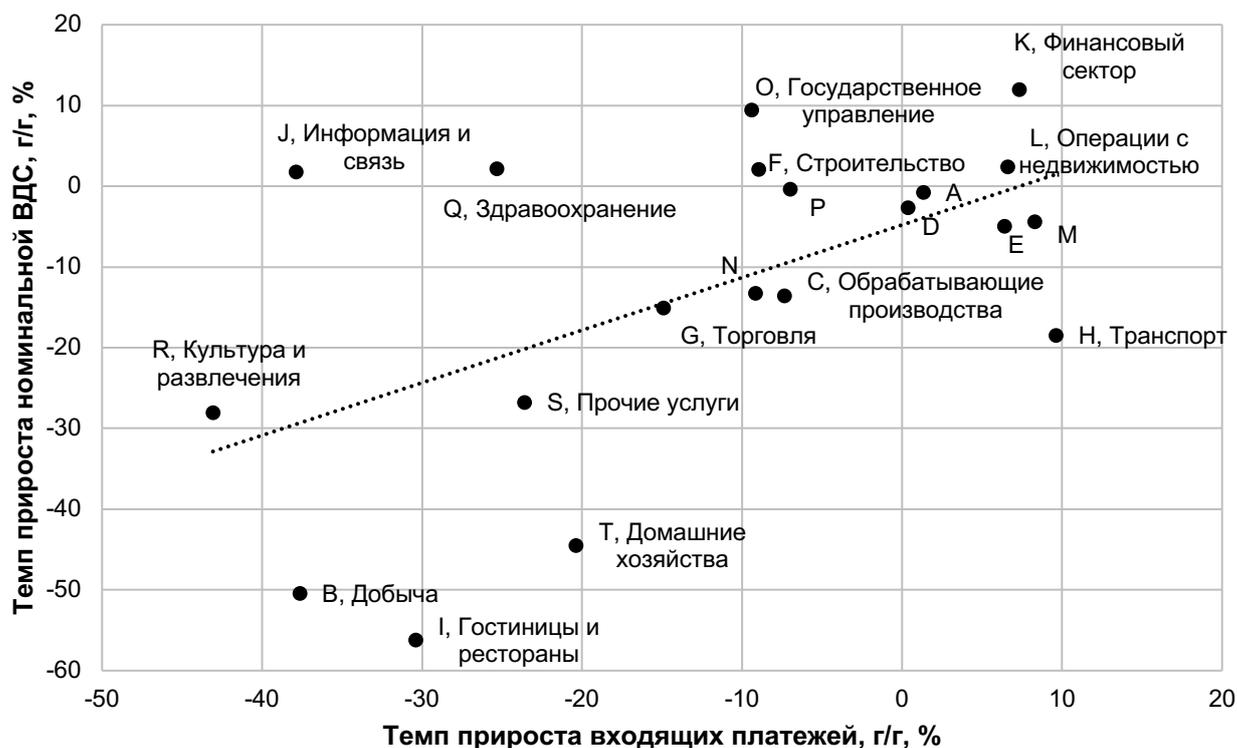
### Методика оценки динамики финансовых потоков

Дневные данные по финансовым потокам содержат регулярную календарную компоненту (сезонность), которая может значимо влиять на выводы о динамике временных рядов. По этой причине необходима качественная идентификация сезонной компоненты в исходных данных.

Для выделения сезонной компоненты использовалась байесовская гребневая регрессия с оптимизацией по гиперпараметрам (Sparse Bayesian Learning, SBL, Tipping (2001)). В рамках данного подхода исходный ряд раскладывается на три компоненты: сезонную, трендовую и иррегулярную. Сезонная компонента, в свою очередь, раскладывается на периодичность трех видов: внутринедельную, внутримесячную и внутригодовую. С целью исключения влияния отдельных очень крупных платежей на оценки отклонения от «нормального» уровня временные ряды винзоризированы. Для этого в каждой отрасли определяется минимальный уровень среди 0,5% наибольших платежей за период с 1 января 2016 г. по 16 ноября 2020 г. Значение тех платежей, которые превышают этот уровень, заменены значением следующего максимального платежа за исключением винзоризированных. Таким образом, снижается влияние разовых операций, которые могут существенно сместить оценки отклонения, при этом они носят временный характер. В целом эти операции, связанные с предобработкой данных, позволяют нам существенно уменьшить волатильность еженедельных оценок межотраслевых платежей, что дает больше возможности для лучшей экономической интерпретации данных на качественном уровне.

Мы также сравнили изменения финансовых потоков по крупным отраслям с данными Росстата по динамике валовой добавленной стоимости (далее – ВДС) в II квартале 2020 г., на который пришлось дно спада российской экономики. Для этого периода корреляция между динамикой в годовом выражении номинальной ВДС и объема входящих платежей в разрезе крупных секторов экономики составляет 56%. В целом динамика финансовых потоков позволила нам достаточно точно очертить круг наиболее пострадавших секторов и отраслей.

### Прирост номинальной ВДС и входящих платежей в II квартале 2020 г.



Вслед за отраслевыми индикаторами изменений входящих и исходящих финансовых потоков были разработаны индикаторы для экономики в целом и для укрупненных товарных групп по категориям конечного спроса.

На основании расчетных данных детализированной структуры добавленной стоимости за 2018 г. нами были построены веса для суммирования отклонений на уровне отдельных отраслей (классов ОКВЭД 2) до уровня сводных показателей: без добычи и производства нефтепродуктов; без добычи, производства нефтепродуктов и деятельности органов государственного управления. Доли добавленной стоимости для взвешивания по категориям использования – конечное потребление домашних хозяйств, промежуточное потребление, валовое накопление, государственное потребление, экспорт – были рассчитаны с учетом данных о структуре использования ресурсов товаров и услуг в основных ценах из системы таблиц «Затраты – выпуск» за 2017 г.

Изменение отклонения входящих финансовых потоков на уровне экономики в целом и упомянутых выше укрупненных групп отраслей в дальнейшем используется в качестве индикатора общей экономической ситуации. С целью выделения и анализа трендов динамика входящих отраслевых финансовых потоков оценивается на основании скользящего среднего отклонения за четыре недели, которое рассчитано как среднее из оценок отклонений для четырех последних недель.

#### **Литература:**

1. Balras, Ali B. and Guler Mert, Seda and Ortiz, Alvaro and Rodrigo, Tomasa, Investment in Real Time and High Definition: A Big Data Approach, BBVA Working paper 20/13, October 2020.
2. Campbell S.D., Diebold F.X. (2005). Weather forecasting for weather derivatives. *Journal of the American Statistical Association*, 100 (469), 6–16.
3. Carvalho, Vasco M. and Garcia, Juan R. and Hansen, Stephen and Ortiz, Alvaro and Rodrigo, Tomasa and Rodriguez Mora, Jose V. and Ruiz, Pep, Tracking the COVID-19 Crisis with High-Resolution Transaction Data, NBER Conference «Economic Fluctuations and Growth Summer 2020» paper, July 2020, Available at: [http://conference.nber.org/conf\\_papers/f143494.pdf](http://conference.nber.org/conf_papers/f143494.pdf)
4. De Livera A.M., Hyndman R.J., Snyder R.D. (2011). Forecasting time series with complex seasonal patterns using exponential smoothing. *Journal of the American statistical association*, 106 (496), 1513–1527.
5. Hueng, C. James, ed. 2020. Alternative Economic Indicators. Kalamazoo, MI: W.E. Upjohn Institute for Employment Research.
6. Lewis, Daniel J. and Mertens, Karel and Stock, James H. and Trivedi, Mihir, Measuring Real Activity Using a Weekly Economic Index. FRB of New York Staff Report No. 920, April 2020, Revised September 2020, Available at [https://www.newyorkfed.org/medialibrary/media/research/staff\\_reports/sr920.pdf](https://www.newyorkfed.org/medialibrary/media/research/staff_reports/sr920.pdf)
7. Ollech D. (2018). *Seasonal adjustment of daily time series* (No. 41/2018). Deutsche Bundesbank.
8. Taylor S.J., Letham B. (2017). Forecasting at scale. *PeerJ Preprints* 5: e3190v2.
9. Tipping M.E. (2001). Sparse Bayesian learning and the relevance vector machine. *Journal of machine learning research*, 1 (Jun), 211–244.