

Особенности применения и эвристические возможности безгипотезных методов для анализа социальной структуры современного российского общества

Аникин Василий Александрович*

* Кандидат экономических наук, Ph.D., доцент Факультета экономических наук Национального исследовательского университета «Высшая школа экономики» (НИУ ВШЭ), Москва, Россия. Старший научный сотрудник Центра стратификационных исследований Института социальной политики НИУ ВШЭ, Москва, Россия. Ведущий научный сотрудник Центра комплексных социальных исследований Института социологии РАН, Москва, Россия

В современной науке сложилось два основных подхода к построению социальной структуры и, следовательно, выделению гомогенных социальных групп. Первый – априорный. Этот подход основан на гипотезе о точном количестве социальных групп, которые выводятся из заранее известного сочетания признаков. Другими словами, в рамках априорного подхода группы сначала выделяются «на бумаге» в соответствии с принципами заранее сформулированной теоретической схемы, позволяющей провести такой генезис. Второй подход – апостериорный. Исследователи, работающие в рамках этого подхода, обычно не имеют конкретных гипотез о количестве возможных групп, поскольку доподлинно не знают устойчивых сочетаний конституирующие группы признаки. В реальности этих сочетаний может быть множество, и какие из них «формируют» гомогенные группы, исследователь может до конца не знать. По этой причине методы, используемые в рамках этого подхода еще называют безгипотезными.

В данном докладе приводятся результаты построения модели социальной структуры в рамках апостериорного подхода на основе методов латентного классового анализа, наподобие тех, что были использованы в работах М. Саваджа, Д. Грусски, Дж. Еванса и их коллег. В основу признаков многомерной стратификации была положена веберовская концепция стратификации на базе жизненных шансов [Weber, 1994: 114], верификация которой на российских эмпирических данных была предпринята недавно [Аникин, 2018; Тихонова, 2018]. Для поиска наиболее оптимальной классовой модели на основе разработанных показателей был проведен латентный классовый анализ, оценка которого проводилась тремя разными байесовскими методами (англ.: Bayesian latent class analysis – BLCA): EM (expectation-maximization)-алгоритм [Dempster et al., 1977], метод Монте Карло по схеме марковских цепей, а именно схеме Гиббса [Geman and Geman, 1984], а также метод вариативной байесовской аппроксимации (англ.: Vibrational Bayes), являющейся аппроксимирующей комбинацией предыдущих двух методов [White, Murphy, 2014]. В качестве оценки качества моделей использовались критерии BIC и AIC для EM-

алгоритма и DIC для схемы Гиббса. Также мы использовали признаковое пространство высокой размерности – так, матрица конституирующих признаков включала 24 индикатора – по 12 индикаторов на шансы и риски, соответственно. Наконец, еще одно существенное отличие состоит в том, что вместо привычных порядковых и интервальных оценок использовались бинарные значения индикаторов – индикатор принимал значение 1, если признак присутствовал у респондента, и 0 – в случае его отсутствия.

Главным источником эмпирических данных выступили волны мониторинга Института социологии ФНИСЦ РАН (далее Мониторинг), проведенные осенью 2015 и 2018 гг. по репрезентативной общероссийской выборке. Каждая волна включала 4000 респондентов в возрасте от 18 лет и старше, представляющих основные социально-профессиональные группы и проживающих во всех территориально-экономических районах страны в различных типах поселений. Обе рассматриваемые волны включали широкий спектр вопросов касательно социально-экономического положения россиян.

После проведенной диагностики выводов моделей, было решено продолжить анализ на основе методов МСМС. Несмотря на то, что метод МСМС является апостериорным, его реализация требует стартовых значений. Априорные значения задавались универсальным образом, длина цепи составила 50 тыс. симуляций. Интересующий нас результат – это оценки максимальных апостериорных вероятностей (англ: maximum a priori probabilities MAP). Использование метода МСМС дает очень плотные оценки – так, стандартное отклонение оценки вероятности связи признака и класса, не превышает 0.05.

Нами тестировались модели с разным числом классов – от 3 до 10. При этом в указанных значениях нет 100% консенсуса. Тем не менее, пристальный анализ полученных показателей качества моделей говорит в пользу 7-ми-классовой модели для 2015 года и 5-ти-классовой модели для 2018 года. Модели с числом классов больше семи со статистической точки зрения являются менее привлекательными, поскольку значительно переоценивают данные, предлагая избыточное усложнение реально существующих паттернов (Приложение 1).

Для модели социальной структуры, состоящей из пяти классов (см. Рис. 1), среднее значение ошибочных классификаций оказалось наименьшим, и не превышает 3,8% (Приложение 2). Наглядно распределение классов по жизненным шансам и рискам показано в Приложении 3. Выделенные классы фактически линейно связаны с интегральным индексом жизненных шансов и рисков, простроенного простым аддитивным образом, то есть путем суммирования бинарных значений 24 индикаторов.

Результаты анализа на гомогенность выделенных групп показывают, что российское общество характеризуется во многом вертикальным срезом социальной дифференциации, а не горизонтальным. Помимо этого, в современной России образовались целые социальные анклавов, положение которых всецело определяется их местом в неэкономических неравенствах. Наконец, положение экономически активного

населения опосредуется отношениями занятости россиян и спецификой их положения на рынке труда, что соответствует ядру упомянутых выше классовых теорий, разработанных для индустриально развитых обществ.

В российском обществе легко просматриваются полярные зоны социальных групп – два нижних класса (охватывающие в общей сложности 42% в 2015 и 39% в 2018 гг.) и один верхний массовый класс, который на деле является верхним средним классом (далее ВСК), насчитывающим в оба года 13% населения¹. Один из нижних классов является неэкономическим нижним классом (далее НК) и составляет 22%, соответственно. Другой – экономический нижний класс (далее НКЭ), насчитывающий 20% и 17% населения, соответственно. Численность НКЭ вполне соответствует полученным ранее оценкам о численности нижних классов в России, хотя они были сделаны на социологических данных десятилетней давности [Лежнина, 2011; Тихонова 2011]. Видимо, НКЭ очень стабилен (застоем).

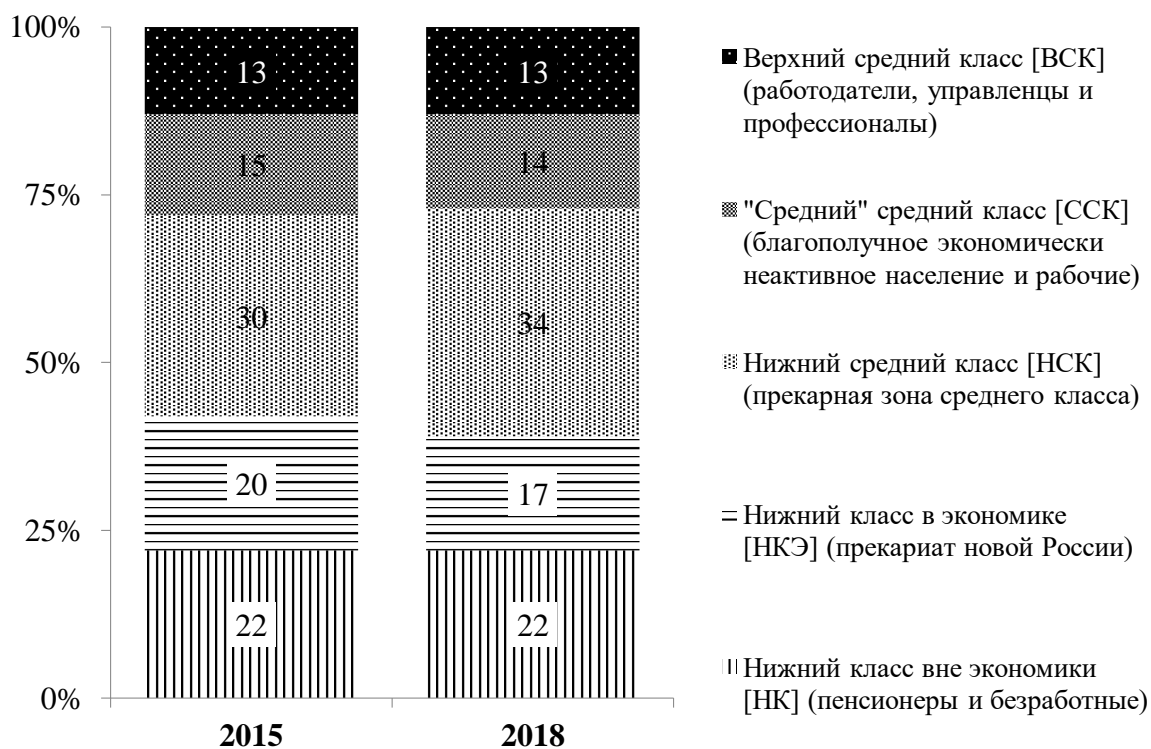


Рис. 1. Динамика социального неравенства в России в 2015-2018 гг. Данные VLCA для социальной структуры, состоящей из пяти классов, % от всего населения

Особенность сложившегося в современной России социального неравенства состоит в том, что как минимум один из этих нижних классов имеет ярко выраженную неэкономическую природу, поскольку на 60% состоит из негативно привилегированных получателей трансфертов (неработающих пенсионеров) и на 27% – из той части рабочей силы, которая не интересна рынку даже как «трудовой ресурс». Главная депривация членов этого класса носит неэкономический характер: им не хватает интеграции с ИКТ и

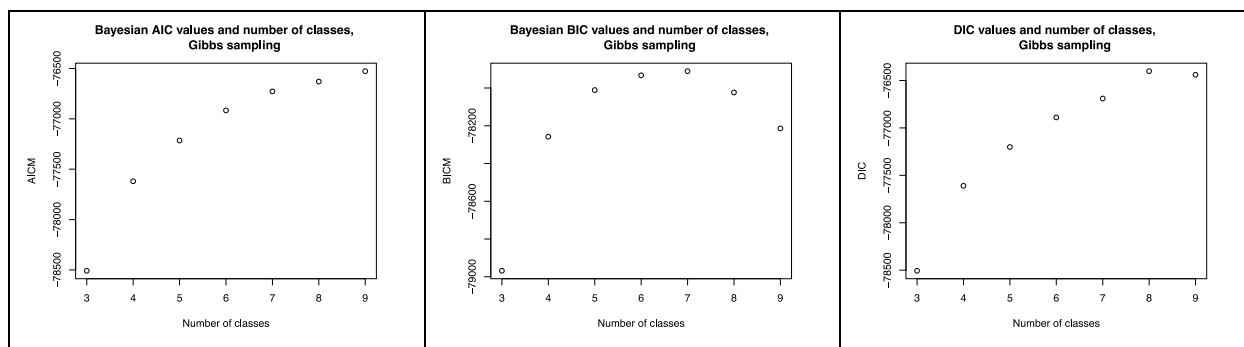
¹ Отсутствие высшего класса в данной классификации объясняется тем, что высший класс не попадает в выборки массовых опросов.

доступа к образованию (для кого это актуально), хотя, безусловно, эти россияне испытывают также определенные трудности с поддержанием потребления на приемлемом для большинства населения уровне. Это говорит о том, что монетарные инструменты (безусловно, решающие текущие задачи в сфере потребления пенсионеров) абсолютно недостаточны для качественного изменения их места в сложившейся системе социального неравенства.

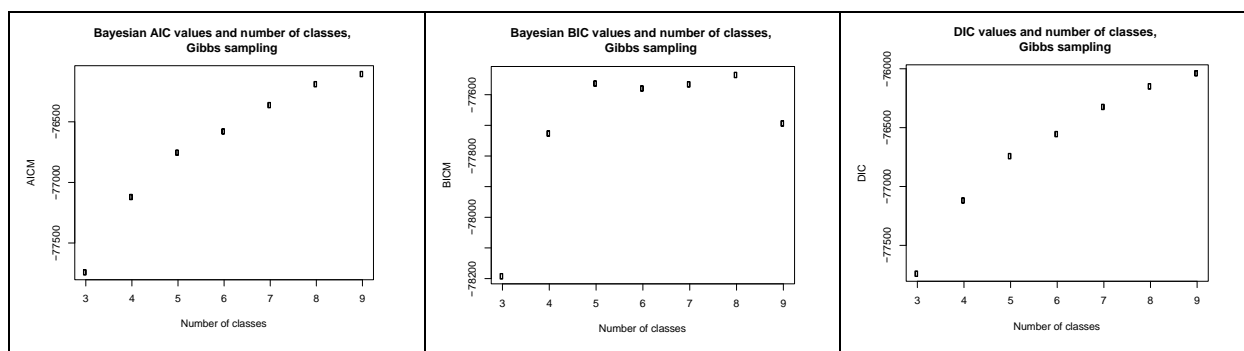
В отношении группировки занятого населения, даже поверхностное их описание, представленное в данной работе, уже указывает на релевантность подхода «больших классов» [Grusky, Weeden, 2008] применительно к современной России. В пользу этого говорит связь этих классов с профессиональными статусами и их почти линейная связь с доходной стратификацией. Данный результат открывает путь к дальнейшему исследованию полученной в результате применения VLCA социальной структуры, в том числе на предмет силы и направления классовых эффектов.

Критерии качества моделей социальной структуры с разным количеством классов, посчитанных методом МСМС, 2015 и 2018 гг.

2015



2018



Примечание: Для алгоритма EM рассчитываются BIC и AIC. Для метода МСМС были рассчитаны аналоги стандартных информационных критериев для байесовских моделей – AICM и BICM, а также DIC. В соответствии с рекомендацией [White, Murphy, 2014], выбирается то количество классов, которое соответствует максимальному значению информационного критерия.

Анализ устойчивости выделения классов с помощью кросс-валидации, метод МСМС

		2015					2018				
		Тестовая выборка					Тестовая выборка				
		1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
Полная выборка	1	111	0	0	1	5	125	0	7	0	2
	2	0	99	2	0	0	0	80	2	0	0
	3	2	0	77	0	0	2	0	71	0	1
	4	1	0	0	60	0	1	0	0	62	0
	5	0	0	0	0	42	0	0	0	0	48

% корректно предсказанных случаев классовой принадлежности
(от респ. в тестовой выборке):



Примечание: Тестовая выборка: 400 респ. Обучающая выборка: 3600 респ. Полная выборка: 4000 респ. Номера от 1 до 5 обозначают группы (классы), ранжированы в порядке убывания численности.

Распределение интегрального индекса жизненных шансов по классам в 2015-2018 гг. Данные VLCA для социальной структуры, состоящей из пяти классов, % от всего населения.

