В среде, богатой данными, прогнозирование экономических переменных сводится к извлечению и организации полезной информации из большого числа предикторов. До сих пор динамическая факторная модель и ее варианты были наиболее успешными моделями для таких упражнений. В этой статье мы исследуем категорию подходов, основанных на лассо,и оцениваем их прогностические способности для прогнозирования двадцати важных макроэкономических переменных. Эти альтернативные модели могут обрабатывать сотни рядов данных одновременно и извлекать полезную информацию для прогнозирования. Мы также показываем, как аналитически, так и эмпирически, что комбинирование прогнозов из моделей на основе лассо с прогнозами из динамических факторных моделей может еще больше уменьшить среднеквадратичную ошибку прогноза (MSFE). Наши три основных вывода можно резюмировать следующим образом. Во-первых, для большинства исследуемых переменных все модели на основе лассо превосходят динамические факторные модели в оценках прогноза вне выборки. Во-вторых, извлекая информацию и формулируя предикторы на экономически значимых блочных уровнях, новые методы значительно повышают интерпретируемость моделей. В-третьих, как только прогнозы на основе подхода, основанного на лассо, объединяются с прогнозами на основе динамической факторной модели с помощью методов комбинации прогнозов, комбинированные прогнозы значительно лучше, чем прогнозы на основе динамической факторной модели или критерий наивного случайного блуждания.

Стр 1

Прогнозирование макроэкономических переменных играет важнейшую роль в макроэкономических исследованиях, финансовой экономике и анализе денежно-кредитной политики. Точные прогнозы приводят к лучшему пониманию механизмов экономической динамики (Bai & Ng, 2008), лучшему управлению портфелем и стратегиям хеджирования (Rapach, Strauss, & Zhou, 2010) и более эффективной денежно-кредитной политике (Bernanke, Boivin, & Eliasz, 2005). В современной насыщенной данными среде экономисты и политики отслеживают большое количество рядов экономических данных. Низкоразмерные модели обычно включают в себя несколько заранее определенных экономических предикторов и, таким образом, испытывают трудности в захвате сложных динамических моделей, лежащих в основе больших панелей временных рядов. В связи с этим существует острая необходимость в разработке эконометрических моделей и аналитических систем, направленных на расширение их низкоразмерных аналогов в целях получения более точных прогнозов. За последнее десятилетие динамическая факторная модель (DFM; Stock & Watson, 2002a, b) и ее варианты широко использовались для извлечения и организации полезной информации из большого числа предикторов. Эти методы суммируют большую панель временных рядов с использованием динамических факторов, делают прогнозы динамических факторов, а затем восстанавливают динамику исходной переменной, используя ее факторные нагрузки. Мотивированный динамическими факторными моделями, Бернанке и др. (2005) предложил факторно-векторный Авторегрессионный подход (Фавар) для анализа денежно-кредитной политики. Moench (2008) суммировал факторы риска, которые управляют ядром ценообразования, используя динамические факторные модели, на основе которых кривые доходности прогнозируются в рамках безарбитражного ценообразования активов. Однако, несмотря на аналитическую применимость динамических факторных моделей, необходимо найти компромисс между потерей информации и проклятием размерности. Другими словами, если только первые несколько основных компонентов используются для обобщения большей части информации во всех временных рядах, то остальные основные компоненты все же могут объяснить значительную долю общего изменения. Однако, если в модель включено больше факторов, размерность результирующей модели увеличивается и снова возникает проблема степеней свободы. В результате количество факторов должно быть ограничено для сохранения степеней свободы, а риск потери полезной информации скрывается за сжатием информации и уменьшением размерности. Поскольку такая информация вряд ли может быть восстановлена на последующих этапах, может последовать неудовлетворительная предсказательная способность и предвзятый структурный вывод. Очевидно, что чем больше число наблюдаемых временных рядов и чем разнороднее эти временные ряды, тем серьезнее будет потеря информации. В некоторых последних эмпирических анализах динамические факторные модели демонстрируют более низкую прогностическую способность в прогнозировании некоторых экономических показателей, чем байесовские подходы к сокращению (см., например, Korobilis, 2013). В данной работе предлагается категория альтернативных методов прогнозирования, в которых одновременно учитывается большое количество предикторов и используются методы оценки усадки. В этих рамках сокращение размеров не осуществляется до прогнозирования, а ориентируется на прогнозирование, что позволяет избежать отбрасывания потенциально важной информации. В частности, наши методы зависят от штрафной оценки наименьших квадратов, которая является обобщением обычной оценки наименьших квадратов, с дополнительным членом, который штрафует размер коэффициентов регрессии. При этом он упорядочивает сложность модели и избегает чрезмерной подгонки, которая может привести к ухудшению производительности прогнозирования вне выборки. Общие штрафные оценки наименьших квадратов включают регрессию лассо (Tibshirani, 1996) и регрессию Риджа (Hoerl & Kennard, 1970), чьи индивидуальные характеристики в прогнозировании экономических переменных были исследованы де Молем, Джанноном и Райхлином (2008) в Байесовской структуре. Они пришли к выводу, что эти два метода дают сильно коррелированные прогнозы с аналогичными прогностическими способностями. В частности, регрессии лассо, как правило, дают оценочные коэффициенты регрессии, которые являются точными нулями, и поэтому могут использоваться для выбора переменных, где важными считаются только предикторы с ненулевыми оценками. В макроэкономическом прогнозировании такое свойство было исследовано Bai и Ng (2008) для выбора подмножества предикторов, из которых строятся факторы в динамических факторных моделях. Однако в этой статье мы рассмотрим несколько подходов, основанных на лассо, которые обобщают классическую регрессию лассо. Во-первых, Zou и Hastie (2005) показали, что неустойчивость выбора переменной лассо обусловлена неопределенностью параметров при оценке большой ковариационной матрицы. Они показали, что замена выборочной оценки ковариационной матрицы на оценку усадки сделала результирующие коэффициенты регрессии и процесс выбора переменных более стабильными. Это эквивалентно наложению дополнительного ограничения нормы L2 в задаче регрессии лассо. В статистической литературе этот метод известен как эластичная сеть, так как он похож на сеть, которая ловит всю ‘большую рыбу’ для лучших прогнозов. Во-вторых, поскольку предикторы в экономическом прогнозировании могут быть разделены на различные блоки (Hallin & Liška, 2011; Moench, Ng, & Potter, 2011), мы вводим ограничения разреженности на уровне блоков. Это делается с помощью двухэтапной процедуры. На первом этапе, все предикторы группируются в различные блоки. Затем, на втором этапе, используется групповое лассо (Yuan & Lin, 2005), так что предикторы в одном блоке, как правило, выбираются вместе. Как видно из эмпирического анализа, все подходы, основанные на лассо, имеют очень схожие результаты внепрограммного прогнозирования и в целом превосходят динамические факторные модели, но эластичная сетчатая регрессия и групповая регрессия лассо дают более последовательные результаты выбора переменных в течение всего периода оценки вне выборки, что приводит к повышению интерпретируемости модели. Кроме того, основываясь на наших результатах, что, хотя основанные на лассо подходы имеют лучшую точность прогноза в целом, динамические факторные модели могут время от времени набирать обороты, мы предлагаем объединить прогнозы моделей на основе лассо с динамическими факторными моделями с использованием методов комбинации прогнозов (Bates & Granger, 1969; Timmermann, 2006). Мы показываем аналитически, что комбинированные прогнозы связаны с меньшими среднеквадратичными ошибками прогноза (MSFE) на популяционном уровне при наличии неопределенности модели. Эмпирически, комбинированные прогнозы имеют значительно меньшие ошибки прогноза, чем те, которые получены из динамических факторных моделей для всех экономических переменных, которые мы предсказали, и эти прогнозы стабилизируются с течением времени. Преимущества этих подходов, основанных на лассо, заключаются в точности прогнозирования и интерпретируемости моделей. Помимо неопределенности модели, выигрыш в прогнозировании можно также объяснить ролью неинвазивных шоков. Когда истинный процесс генерирования данных неизвестен, предполагая, что общие факторы для всех переменных могут игнорировать шоки, которые влияют на группу переменных (или не проникающие Шоки; посмотреть Лучани, 2014). В результате регрессии на основе лассо могут фиксировать локальную корреляцию, которая была оставлена общими факторами в факторной модели. Что касается интерпретируемости модели, то хорошо известно, что переменные, выбранные классическим лассо, не являются стабильными во времени в том смысле, что после добавления еще одного наблюдения в окно оценки оцененные коэффициенты регрессии и подмножество важных предикторов могут резко измениться. Это явление наблюдается при статистическом анализе многомерных данных (Fan & Li, 2001; Zou & Hastie, 2005), а также в прогнозировании макроэкономических временных рядов со многими предикторами (De Mol et al., 2008). С другой стороны, эластичные сетчатые и групповые регрессии лассо могут обеспечивать относительно стабильные прогнозы и расширенную интерпретацию моделей. Остальная часть статьи организована следующим образом. В разделе 2 представлены три версии регрессий на основе лассо и сведения об их оценке. В разделе 3 представлены методы комбинации прогнозов, которые объединяют прогнозы из методов на основе лассо и динамических факторных моделей. Прогнозирование макроэкономических переменных играет важнейшую роль в макроэкономических исследованиях, финансовой экономике и анализе денежно-кредитной политики. Точные прогнозы приводят к лучшему пониманию механизмов экономической динамики (Bai & Ng, 2008), лучшему управлению портфелем и стратегиям хеджирования (Rapach, Strauss, & Zhou, 2010) и более эффективной денежно-кредитной политике (Bernanke, Boivin, & Eliasz, 2005). В современной насыщенной данными среде экономисты и политики отслеживают большое количество рядов экономических данных. Низкоразмерные модели обычно включают в себя несколько заранее определенных экономических предикторов и, таким образом, испытывают трудности в захвате сложных динамических моделей, лежащих в основе больших панелей временных рядов. В связи с этим существует острая необходимость в разработке эконометрических моделей и аналитических систем, направленных на расширение их низкоразмерных аналогов в целях получения более точных прогнозов. За последнее десятилетие динамическая факторная модель (DFM; Stock & Watson, 2002a, b) и ее варианты широко использовались для извлечения и организации полезной информации из большого числа предикторов. Эти методы суммируют большую панель временных рядов с использованием динамических факторов, делают прогнозы динамических факторов, а затем восстанавливают динамику исходной переменной, используя ее факторные нагрузки. Мотивированный динамическими факторными моделями, Бернанке и др. (2005) предложил факторно-векторный Авторегрессионный подход (Фавар) для анализа денежно-кредитной политики. Moench (2008) суммировал факторы риска, которые управляют ядром ценообразования, используя динамические факторные модели, на основе которых кривые доходности прогнозируются в рамках безарбитражного ценообразования активов. Однако, несмотря на аналитическую применимость динамических факторных моделей, необходимо найти компромисс между потерей информации и проклятием размерности. Другими словами, если только первые несколько основных компонентов используются для обобщения большей части информации во всех временных рядах, то остальные основные компоненты все же могут объяснить значительную долю общего изменения. Однако, если в модель включено больше факторов, размерность результирующей модели увеличивается и снова возникает проблема степеней свободы. В результате количество факторов должно быть ограничено для сохранения степеней свободы, а риск потери полезной информации скрывается за сжатием информации и уменьшением размерности. Поскольку такая информация вряд ли может быть восстановлена на последующих этапах, может последовать неудовлетворительная предсказательная способность и предвзятый структурный вывод. Очевидно, что чем больше число наблюдаемых временных рядов и чем разнороднее эти временные ряды, тем серьезнее будет потеря информации. В некоторых последних эмпирических анализах динамические факторные модели демонстрируют более низкую прогностическую способность в прогнозировании некоторых экономических показателей, чем байесовские подходы к сокращению (см., например, Korobilis, 2013). В данной работе предлагается категория альтернативных методов прогнозирования, в которых одновременно учитывается большое количество предикторов и используются методы оценки усадки. В этих рамках сокращение размеров не осуществляется до прогнозирования, а ориентируется на прогнозирование, что позволяет избежать отбрасывания потенциально важной информации. В частности, наши методы зависят от штрафной оценки наименьших квадратов, которая является обобщением обычной оценки наименьших квадратов, с дополнительным членом, который штрафует размер коэффициентов регрессии. При этом он упорядочивает сложность модели и избегает чрезмерной подгонки, которая может привести к ухудшению производительности прогнозирования вне выборки. Общие штрафные оценки наименьших квадратов включают регрессию лассо (Tibshirani, 1996) и регрессию Риджа (Hoerl & Kennard, 1970), чьи индивидуальные характеристики в прогнозировании экономических переменных были исследованы де Молем, Джанноном и Райхлином (2008) в Байесовской структуре. Они пришли к выводу, что эти два метода дают сильно коррелированные прогнозы с аналогичными прогностическими способностями. В частности, регрессии лассо, как правило, дают оценочные коэффициенты регрессии, которые являются точными нулями, и поэтому могут использоваться для выбора переменных, где важными считаются только предикторы с ненулевыми оценками. В макроэкономическом прогнозировании такое свойство было исследовано Bai и Ng (2008) для выбора подмножества предикторов, из которых строятся факторы в динамических факторных моделях. Однако в этой статье мы рассмотрим несколько подходов, основанных на лассо, которые обобщают классическую регрессию лассо. Во-первых, Zou и Hastie (2005) показали, что неустойчивость выбора переменной лассо обусловлена неопределенностью параметров при оценке большой ковариационной матрицы. Они показали, что замена выборочной оценки ковариационной матрицы на оценку усадки сделала результирующие коэффициенты регрессии и процесс выбора переменных более стабильными. Это эквивалентно наложению дополнительного ограничения нормы L2 в задаче регрессии лассо. В статистической литературе этот метод известен как эластичная сеть, так как он похож на сеть, которая ловит всю ‘большую рыбу’ для лучших прогнозов. Во-вторых, поскольку предикторы в экономическом прогнозировании могут быть разделены на различные блоки (Hallin & Liška, 2011; Moench, Ng, & Potter, 2011), мы вводим ограничения разреженности на уровне блоков. Это делается с помощью двухэтапной процедуры. На первом этапе, все предикторы группируются в различные блоки. Затем, на втором этапе, используется групповое лассо (Yuan & Lin, 2005), так что предикторы в одном блоке, как правило, выбираются вместе. Как видно из эмпирического анализа, все подходы, основанные на лассо, имеют очень схожие результаты внепрограммного прогнозирования и в целом превосходят динамические факторные модели, но эластичная сетчатая регрессия и групповая регрессия лассо дают более последовательные результаты выбора переменных в течение всего периода оценки вне выборки, что приводит к повышению интерпретируемости модели. Кроме того, основываясь на наших результатах, что, хотя основанные на лассо подходы имеют лучшую точность прогноза в целом, динамические факторные модели могут время от времени набирать обороты, мы предлагаем объединить прогнозы моделей на основе лассо с динамическими факторными моделями с использованием методов комбинации прогнозов (Bates & Granger, 1969; Timmermann, 2006). Мы показываем аналитически, что комбинированные прогнозы связаны с меньшими среднеквадратичными ошибками прогноза (MSFE) на популяционном уровне при наличии неопределенности модели. Эмпирически, комбинированные прогнозы имеют значительно меньшие ошибки прогноза, чем те, которые получены из динамических факторных моделей для всех экономических переменных, которые мы предсказали, и эти прогнозы стабилизируются с течением времени. Преимущества этих подходов, основанных на лассо, заключаются в точности прогнозирования и интерпретируемости моделей. Помимо неопределенности модели, выигрыш в прогнозировании можно также объяснить ролью неинвазивных шоков. Когда истинный процесс генерирования данных неизвестен, предполагая, что общие факторы для всех переменных могут игнорировать шоки, которые влияют на группу переменных (или не проникающие Шоки; посмотреть Лучани, 2014). В результате регрессии на основе лассо могут фиксировать локальную корреляцию, которая была оставлена общими факторами в факторной модели. Что касается интерпретируемости модели, то хорошо известно, что переменные, выбранные классическим лассо, не являются стабильными во времени в том смысле, что после добавления еще одного наблюдения в окно оценки оцененные коэффициенты регрессии и подмножество важных предикторов могут резко измениться. Это явление наблюдается при статистическом анализе многомерных данных (Fan & Li, 2001; Zou & Hastie, 2005), а также в прогнозировании макроэкономических временных рядов со многими предикторами (De Mol et al., 2008). С другой стороны, эластичные сетчатые и групповые регрессии лассо могут обеспечивать относительно стабильные прогнозы и расширенную интерпретацию моделей. Остальная часть статьи организована следующим образом. В разделе 2 представлены три версии регрессий на основе лассо и сведения об их оценке. В разделе 3 представлены методы комбинации прогнозов, которые объединяют прогнозы из методов на основе лассо и динамических факторных моделей.

Группированный лассо

Было признано, что большие группы экономических данных, как правило, имеют блочную структуру, где переменные внутри каждого блока являются аналогичными экономическими показателями. Примеры блоков включают переменные, представляющие уровень занятости или уровень цен. Однако, поскольку как регрессии лассо, так и регрессии эластичной сети выбирают переменные индивидуально, интерпретация окончательной прогностической модели не является простой. Таким образом, было бы выгодно использовать такую блочную структуру, по крайней мере, для лучшей интерпретации. В настоящее время блочная информация была включена в построение динамических факторов (Hallin & Liška, 2011; Moench et al., 2011). Песня и Бикель (2011) предложили применение группового штрафа лассо в контексте больших векторных авторегрессий, где коэффициенты регрессии в одной и той же группе сжимаются до нуля совместно. В их исследовании были предложены две различные стратегии группировки: универсальная группировка и сегментированная группировка. При универсальной группировке все коэффициенты регрессии, использующие данный предиктор для прогнозирования различных переменных, определяются как одна группа. В нашей задаче прогнозирования одной зависимой переменной эта стратегия эквивалентна простому штрафу лассо. Сегментированная группировка, с другой стороны, использует аналогичную стратегию, но оценивает все коэффициенты регрессии сегмент за сегментом, где сегмент имеет то же определение, что и наши экономически значимые блоки. Например, при прогнозировании одной зависимой переменной в одном сегменте эта стратегия эквивалентна стандартной регрессии лассо с двумя параметрами настройки, один для коэффициентов в этом сегменте и один для внешних. Для интерпретируемости окончательной модели мы предлагаем применить групповое наказание лассо к группам предикторов, чтобы предикторы в одном экономическом блоке могли либо войти, либо выйти из окончательной модели вместе. Это делается с помощью двухэтапной процедуры. На первом этапе все предикторы группируются в различные блоки, где могут использоваться либо экономические знания, либо статистические методы. Затем, на втором этапе, ограничения разреженности накладываются на уровне блока. В частности, мы используем групповую лассо-штрафную регрессию (Yuan & Lin, 2005), так что предикторы в одном блоке, как правило, выбираются или исключаются вместе в окончательной прогностической регрессии. Таким образом, ожидается, что будут получены как разреженность, так и интерпретируемость модели. Предположим, что все J предикторы могут быть разбиты на L групп, причем dl - это число предикторов в группе l = 1, . . . , L. тогда все коэффициенты регрессии φ p j, j = 1, . . . , Дж, Р = 1, . . . , P, может быть разбит соответственно как  φ 1 1 , . . . , φ 1 л , . . . , φ P L, где dl-мерный вектор φ p l содержит все коэффициенты регрессии для переменных в группе l при лаге p, l = 1, . . . , Л, P = 1, . . . П. Мы тогда оценить все коэффициенты регрессии путем минимизации 1 2 т т=1+п  модель XT − µ − П П=1  дж дж=1 φ Р J XJ,в т−п 2 + λ П П=1 л л=1  дл  φ П Л   2 , (8) где  φ П Л   2 Л2 это норма (не в квадрате) вектора φ п л . Можно показать, что такое наказание поощряет разреженность на уровне блока (см. Yuan & Lin, 2005, для более подробного обсуждения).

2.4. Расчет и выбор параметров настройки для всех методов усадки

на основе лассо прямого решения не существует. Однако Юань и линь (2005) и Цзоу и Хасти (2005) показали, что эластичная чистая регрессия в эквалайзере. (7) и регрессия лассо группы в эквалайзере. (8)может быть преобразован в лассо регрессии, которые принимают аналогичные формы, что в эквалайзере. (4). Для регрессии лассо было предложено несколько эффективных алгоритмов, таких как регрессия с наименьшим углом (Efron, Hastie, Johnstone, & Tibshirani, 2004) и алгоритм координатного спуска (Friedman, Hastie, & Tibshirani, 2010; Fu, 1998; Ву & Ланге 2008,). Здесь мы будем использовать алгоритм координатного спуска, который подходит для задач с большим числом предикторов. Обратите внимание, что сила усадки в Эквалайзерах. (4) и (8) зависит от одного параметра настройки λ, в то время как в эквалайзере. (7) зависит от двух параметров настройки, γ и λ, причем большие значения γ и λ соответствуют более высоким уровням усадки на коэффициентах регрессии. В дальнейшем мы опишем, как определить эти параметры настройки с помощью перекрестных проверок, которые, как ожидается, сбалансируют предсказательную способность модели в выборке и вне выборки. Этот метод, основанный на данных, широко используется в статистике (Arlot & Celisse, 2010) и финансах (DeMiguel, Garlappi, Nogales, & Uppal, 2009). Учитывая комбинацию фиксированных значений γ и λ, скажем (γ (1), λ(1)), мы случайным образом разбиваем данные в выборке на пять частей примерно одинакового размера. Затем для каждой части, скажем, части k, мы оцениваем модель с γ = γ (1) и λ = λ (1), используя все данные, которые не входят в часть k. предположим, что оцененные коэффициенты регрессии составляют φˆ (k) ; затем мы возвращаемся к части k и делаем прогнозы, используя прогностическую регрессию, при этом неизвестные параметры φ заменяются φˆ (k) . Поскольку φˆ (k) оценивается с использованием данных, отличных от части k, прогнозы этой части данных можно рассматривать как прогнозы вне выборки. Эта процедура повторяется для K = 1, . . . , 5, так что каждое наблюдение в каждой из этих пяти частей получает свой собственный прогноз вне выборки. Мы вычисляем среднеквадратичную ошибку предсказания (MSPE) , которая обусловлена (γ (1), λ(1)). Наконец, вся процедура повторяется для различных значений γ и λ, и используется комбинация, которая дает наименьшую среднеквадратичную ошибку предсказания (MSPE).1 для того чтобы спрогнозировать интересующую переменную в

Заключение

В экономике и финансах прогнозирование многомерных временных рядов с использованием большого числа предикторов является важной и сложной задачей. В литературе предпринимались различные попытки улучшить прослеживаемость модели и ее прогностическую способность, однако интерпретация модели рассматривалась в меньшей степени. В этой статье предлагается и тестируется набор прогнозных регрессий с помощью лассо, где компоненты лассо способны устранять нерелевантные предикторы из прогнозной модели на основе методов, основанных на данных. В этом путе, уменьшение размера направлено представлением вне -- образца, и и предсказательная точность и интерпретируемость модели увеличены. Хотя степени, в которых наши три подхода на основе лассо улучшают динамическую факторную модель, похожи, групповое лассо, которое сжимает переменные на уровне блока, имеет наиболее легко интерпретируемые результаты.3 Кроме того, при объединении прогнозов из двух категорий методов результирующие прогнозы имеют значительно более высокую точность прогнозирования, чем прогнозы из динамических факторных моделей. В этой связи подходы, основанные на лассо, могут служить дополнительным источником информации, дополняющим подходы, основанные на динамических факторах.Используя подходы, основанные на лассо, Bai и Ng (2008) уточнили модели динамических факторов, выбрав наиболее важную информацию для построения динамических факторов. В нашем исследовании комбинация прогнозов может рассматриваться как еще один способ улучшения динамических факторных моделей с использованием оценки усадки. Эти высокоинтегрированные методы прогнозирования являются ценным инструментом для экономистов при наличии сложных, динамичных и многомерных экономических переменных.