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.