

УДК 336.764

П. А. Крюков, В. В. Крюкова

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ВАЛЮТНОГО КУРСА НА ОСНОВЕ ФАКТОРНОГО ШКАЛИРОВАНИЯ

Современные методы прогнозирования динамики временных рядов основаны на использовании авторегрессионных моделей, которые хорошо зарекомендовали себя на практике в условиях однородных выборок. Однако в большинстве подобных задач заранее неизвестны границы однородных выборок наблюдений, что приводит к ошибкам прогноза. Поэтому естественным направлением развития теории и практики современных методов прогнозирования валютного курса (ВК) является решение задачи диагностики его поведения (направления движения) на основе адаптации методов снижения размерности и классификации данных.

Под факторным шкалированием (ФШ) в данной работе понимаем факторный анализ (ФА) с целью выделения скрытых факторов, объясняющих закономерности поведения валютного курса, и шкалирование - вычисление значений выделенных факторов для каждого объекта (состояния курса) через значения наблюдаемых переменных.

Цель исследования: разработать эконометрические модели классификации типов поведения валютного курса на основе факторного шкалирования, пригодные для прогнозирования направления движения цены инструмента (восходящий, нисходящий или боковой тренд) на валютном рынке FoRex.

Основы факторного шкалирования данных

Основой для исследования в ФА является корреляционная матрица переменных (признаков). По умолчанию коэффициенты корреляции матрицы вычисляются между признаками (техника R). Если изучается корреляция между объектами (состояниями, описываемыми векторами признаков), то используется Q - техника. В этом случае предполагается, что состояния объектов могут иметь общую побудительную причину, которая выявляется с помощью ФА. Если изучаются состояния одного и того же объекта в разные промежутки времени, изучаются корреляции между этими состояниями, то используется O - техника [1, 2]. Прямой и обратный ФА (или факторизация O - типа) используются для классификации объектов в данном исследовании.

В литературе описаны различные методы ФА: главных факторов (МГФ), максимального правдоподобия (ММП), центроидный,

минимальных остатков и др. [1, с. 116]. Все методы предполагают, что изучаемая зависимость между факторами и признаками линейна. В рамках линейной модели для решения задач ФА используют два подхода: а) выделение максимальной дисперсии и б) наилучшая аппроксимация выборочных корреляций. Основное требование к исходным данным в ФА - многомерное нормальное распределение совокупности. Это требование существенно для ММП.

МГФ называется методом главных компонент (МГК или компонентный анализ), если корреляционная матрица не редуцируется [1]. Указанные методы ФА предполагают, что общности не превышают единицу. МГК решает задачу сжатия информации с одновременным выделением максимальной дисперсии, а МГФ «наилучшим образом» аппроксимирует выборочные корреляции наблюдаемых переменных. В случае некоррелированных переменных, главных компонент не существует, так как все они равноправны, каждой соответствует одинаковая доля дисперсии [2].

Цель ФА - получить матрицу факторного отображения, строки которой есть координаты концов векторов, соответствующих m переменным в r - мерном факторном пространстве. Близость концов этих векторов показывает взаимную зависимость переменных. Если выделено более одного фактора, то можно выполнить вращение матрицы факторного отображения с целью получения простой структуры, содержательно интерпретируемой. Используются различные методы вращения, например, Varimax, Quartimax, Equamax [1].

Для достижения цели исследования необходимо решить две задачи: а) ФА признаков, с целью получения факторного отображения и б) ФШ - с помощью выделенных факторов получение матрицы шкальных значений - факторных координат признаков. В данной работе в качестве объектов классификации рассматриваются состояния валютного курса в различные моменты времени, описываемые вектором значений нескольких переменных, измеримых по интервальной шкале. Координаты вектора являются производными величинами различных показателей цены и объема финансового инструмента. Предполагается, что состояния валютного курса, изменяющиеся во времени, могут иметь общую побудительную причину,

которая выявляется с помощью ФА и характеризует тип тренда.

Математическая постановка задачи

Задан набор значений нескольких переменных, описывающих состояния валютного курса в различные моменты времени. Необходимо описать множество значений набора переменных в терминах небольшого числа факторов в виде линейной функции от выделенных факторов. Измерить факторы. Предполагается, что факторы ортогональны и существует гипотетическая матрица корреляций, соответствующая генеральной совокупности, из которой взята данная выборка. На основе исследуемой выборки согласно модели (1) получить оценки факторного решения для генеральной совокупности.

Для получения факторного отображения в данной работе используется МГК (иначе компонентный анализ). МГК осуществляет сжатие информации с одновременным выделением максимальной дисперсии. Основная модель МГК представляется в матричном виде [1, с. 37]:

$$Z = AP, \quad (1)$$

где Z – матрица стандартизированных данных размером $m \times n$, A – факторное отображение размером $m \times r$, P – матрица значений факторов $r \times n$ (m – количество переменных, n – количество объектов, r – количество выделенных факторов). Модель компонентного анализа содержит только общие факторы для признаков. Стандартизированные данные z_{ij} определяются по известной формуле:

$$z_{ij} = \frac{y_{ij} - \bar{y}_{ij}}{s_i},$$

где y_{ij} – элемент матрицы исходных данных, \bar{y}_{ij} с чертой – среднее значение, s_i – стандартное отклонение.

Для вычисления корреляционной матрицы используется соотношение:

$$\frac{1}{n-1} ZZ' = R,$$

где R – корреляционная матрица переменных размером $m \times m$, апостров – символ транспонирования. На главной диагонали матрицы стоят единицы, которые называют общностями и обозначаются h_i^2 , они являются мерой полной дисперсии переменных. Для метода главных факторов общности отличны от единицы. В выражении (1) неизвестны A и P . Матрица A находится из основной теоремы факторного анализа [1, с. 40]:

$$R = ACA',$$

где C – корреляционная матрица, отражающая связь между факторами. Если $C=I$, то факторы ортогональны (I – единичная матрица), если не равно, то факторы косоугольные. Если факторы косоугольные, то нет ограничений на некоррелированность факторов. В случае ортогональных факторов

матрица корреляций $R = AA'$. Для матрицы C справедливо выражение:

$$\frac{1}{n-1} PP' = C.$$

Количество главных компонент всегда меньше или равно числу переменных.

Матрица факторного отображения определяется для МГК (и МГФ) методом множителей Лагранжа. Факторы пропорциональны собственным векторам матрицы R (или R_h). Собственные значения определяются из выражения:

$$\det(R - \lambda_i I) = 0,$$

где λ_i , $i=1,2,\dots,m$ – i -е собственное значение матрицы R (или R_h); a_i , $i=1,2,\dots,m$ – соответствующий i -му собственному значению собственный вектор; i – номер собственного значения.

Предполагается, что факторы имеют нулевые средние и единичные дисперсии. Выделенные факторы – случайные величины с нормальным законом распределения.

Для интерпретации результатов ФА оценка значений (измерение) факторов не является необходимой, но для получения коэффициентов факторной шкалы в задачах классификации объектов оценка необходима. Способ измерения в МГК вытекает из основной модели ФА. Умножив обе части равенства (1) на A , затем на $(AA')^{-1}$, получим

$$P = A^+ Z,$$

где A^+ – матрица, вычисляемая из выражения:

$$A^+ = (A' A)^{-1} A'.$$

В алгебраической форме выражение имеет вид:

$$P_i = \sum_j \left(\frac{a_{ij}}{\lambda_i} \right) z_j,$$

где a_{ij} – факторные нагрузки; z_j – переменная j ; i – номер фактора; λ_i – i -е собственное значение корреляционной матрицы [3, с.364]. Это точное решение, в котором фактор представляется линейной комбинацией переменных с весами, пропорциональными факторным нагрузкам [2, с. 63].

В МГК оси координат, соответствующие выделенным компонентам, ортогональны (предполагается, что факторы независимы), их направления устанавливаются последовательно по максимуму оставшейся дисперсии.

Выбор нужного типа факторного решения (метода факторизации) экспериментального материала осуществляется на основе двух принципов: а) статистической простоты и б) содержательного смысла с позиции «экономного описания данных» [1, с. 15]. Этим принципам и целям данного исследования удовлетворяет МГК.

В данном исследовании сначала проводится разведочный ФА методом главных компонент, затем по величине собственных значений и процента дисперсии определяется необходимое число факторов и проводится повторный ФА, решение которого принимается окончательным. Для проверки адекватности факторного решения используются различные критерии в том числе, с целью оценки значимости решения - ММП. Исходные данные при вводе в программу не стандартизируются, так как переменные имеют одну единицу измерения.

Результаты исследования

В качестве информационной базы используется история динамики торгов на спот – рынке EUR/USD, котировки рынка FoRex - дневные изменения курса EUR/USD с 2004 по 2009 годы. Для выгрузки исторических данных был использован раздел «Data bank» на сайте ДЦ «Альпари» (<http://www.alpari-idc.ru/ru/dc/databank.php>).

Для решения задач исследования использованы программы STATISTICA 6.0 и MS Excel 2007.

Свойства эмпирических данных: переменные (признаки) измеряются по интервальной шкале; ни одна переменная не является линейной комбинацией других; предполагается, закон распределения является многомерным нормальным; не делается предположений о зависимости или независимости классифицирующей (в данном случае номинальной) и переменных – признаков.

Представляется, что тщательная, выверенная различными способами, предварительная эмпирическая классификация валютного курса позволит получить адекватные эконометрические модели.

Исследование проводилось в несколько этапов.

1. *Предварительная эмпирическая классификация валютного курса* с целью идентификации участков однородного поведения цены закрытия инструмента и точек разворота текущей тенденции. Применен подход, описанный авторами в работе [5]. Для

построения модели использована выборка из 313 наблюдений дневных данных – изменений ВК за период 06.01.2004г. – 08.11.2005г.

2. Качественный анализ переменных

В графическом анализе для определения тренда используют понятия (инструменты): линия тренда, линия сопротивления, линия поддержки. Линия сопротивления соединяет ценовые максимумы, а линия поддержки – ценовые минимумы. Линия тренда – прямая, проведенная справа налево, проходящая через соответствующие экстремумы: через впадины – восходящий, через пики – нисходящий тренд. Линии поддержки и сопротивления, проведенные через соседние впадины и пики, характеризуют ускорение и замедление тренда [4]. Тангенс угла наклона линии к оси времени определяет темп изменения котировки валюты в единицу времени. Описанные свойства линии тренда положены в основу идеи автоматической классификации текущего тренда в торговой механической системе, реализующей трендовую стратегию в работе авторов.

На рынке FoRex доступна информация: цена открытия, цена закрытия, минимальная и максимальная цена за период. Для построения модели использованы дневные котировки инструмента EUR/USD.

В качестве исходных переменных, характеризующих текущую ситуацию на рынке в момент времени t , использованы: цена закрытия, средняя цена, рассчитанная по формуле: $(\text{цена открытия} + \text{цена максимальная} + \text{цена минимальная} + \text{цена закрытия})/4$.

В общем случае, текущую ситуацию на рынке описывает вектор с координатами $X_t = \{x_1, x_2, x_3, x_4\}$, где: *Верхняя_цена* – x_1 , *Нижняя_цена* – x_2 , и *Верхняя_средняя* – x_3 , *Нижняя_средняя* – x_4 . Каждая из указанных величин представляет собой скорость изменения тренда в одинаковых единицах измерения и соответствует тангенсу угла наклона линии поддержки или сопротивления к оси времени, проведенной через соседние пики (префикс в имени – «Верхняя») или впадины (префикс в имени – «Нижняя»). Каждая впадина или пик является точкой разворота промежуточной тенденции. Вычисляется угловой коэффициент прямой, соединяющей две соседние впадины или два соседних пика по известной формуле [4]. Затем угловой коэффициент пересчитывается в пунктах. Значения x_1 и x_2 вычислены по цене закрытия. На графике кривой переменной *Нижняя_средняя* (рис. 1.) хорошо видно, что значения, близкие к нулю, соответствуют флэту, положительные – восходящему, отрицательные – нисходящему тренду. Эта переменная имеет хорошие свойства для разделения классов. Аналогичные свойства имеют другие

переменные, что подтверждается дальнейшим анализом.

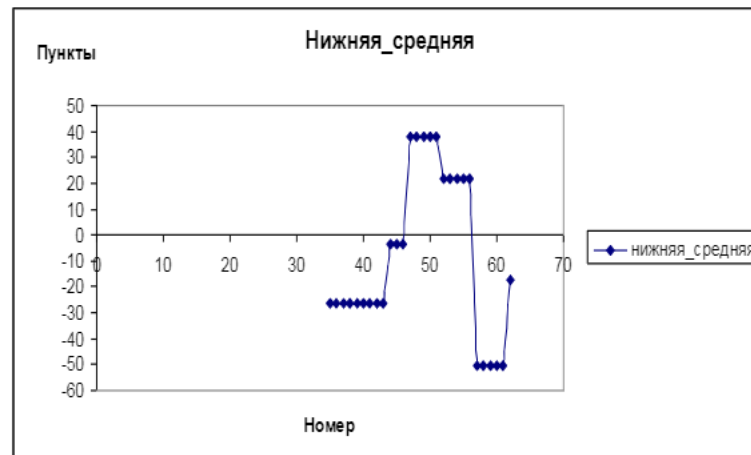


Рис. 1. График линии «Нижняя_средняя»

3. Оценка моделей

Графики на нормальной вероятностной бумаге для переменных показывают, что есть некоторые нарушения нормальности, в частности, в большей степени для переменной *Нижняя_средняя*. В общем случае нормальность существенна для ММП и связанного с ним критерия значимости хи-квадрат. Для МГК последствия нарушения

предположения о нормальности неясны [2]. МГК определяется минимальное число факторов, адекватно воспроизводящих корреляции и значения общностей каждой переменной. Выделенные компоненты (факторы) ортогональны. Все наблюдаемые переменные являются функциями скрытых факторов.

Factor-variable correlations (factor loadings)			
Variable	Factor 1	Factor 2	Factor 3
Верхняя цена	-0,845805	-0,526835	0,084021
Верхняя средняя	-0,886724	0,172959	-0,428726
Нижняя средняя	-0,873380	0,334599	0,353908

Рис. 2. Факторное отображение

Факторная структура для МГК совпадает с факторным отображением, так как предполагается некоррелированность факторов между собой. Параметры выражаются через факторы линейно.

Получен набор ортогональных факторов в порядке убывания их значимости, адекватно воспроизводящих корреляции, общности переменных (рис. 2).

Нагрузки факторов на переменные достаточно велики и одного знака. Факторы *второй* и *третий* являются биполярными. Значения нагрузок на переменные *Верхняя_средняя* и *Нижняя_средняя* примерно одинаковые и больше нагрузки на третью переменную. Поэтому интерпретация *первого*

фактора может быть такой – определяет диапазон изменения валютного курса инструмента, а содержательное имя – тип тренда в смысле инструментов технического анализа. Переменные, характеризующие разные типы тренда, дают проекции на этот фактор одного знака.

Общности – вклад фактора в дисперсию переменной или доля дисперсии переменной, объясняемая общим фактором. Оценкой общности является квадрат множественной корреляции между соответствующей переменной и остальными. Вклад общего *первого* фактора в корреляции переменных составляет от 72% до 77%.

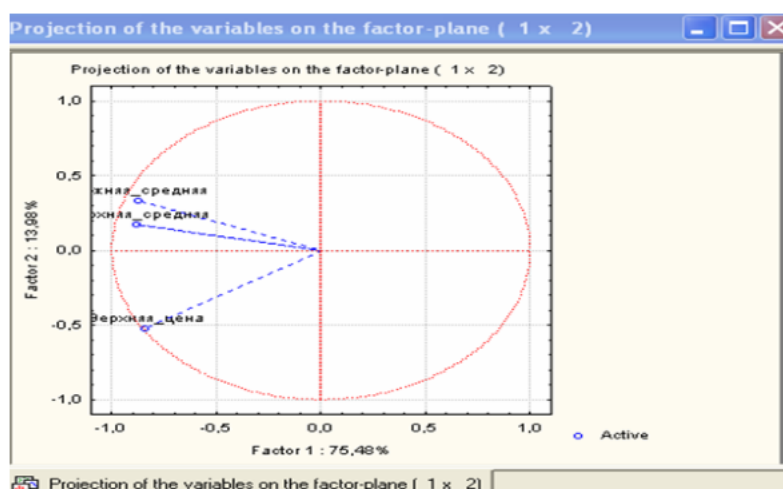


Рис. 3. Проекция переменных – признаков на факторную плоскость

Графическое изображение факторного отображения (проекция переменных на фактор-план) представлено на рис. 3. Близость координат концов векторов, соответствующие трем переменным в 2-х- мерном факторном пространстве показывает взаимную зависимость переменных. Угол между двумя векторами есть коэффициент корреляции между соответствующими переменными.

Можно выделить одну группу, состоящую из трех переменных, которая характеризует *первый* скрытый фактор, а по *второму* фактору – две группы (положительные, отрицательные значения факторных координат векторов признаков). Вклад *первого* фактора в суммарную дисперсию переменных составляет 75,48%, а *второго* фактора – 13,98%. Вращение не производится (группа хорошо определяется, факторы легко интерпретируются), хотя полученную структуру нельзя назвать простой в строгом смысле определения Тэрстоуна [1, с.114].

Существует несколько критериев для опреде-

ления числа факторов в факторном решении: критерии значимости, связанные с методами максимального правдоподобия и наименьших квадратов; критерий, основанный на величине долей дисперсии факторов; критерий «собственные числа больше единицы»; критерий отсеивания и др. [2, с. 36; 1, с. 148].

Критерий отсеивания факторов предложен Каттелом в 1965 г. [2, с. 38], основан на исследовании графика зависимости «число факторов – собственные числа» (рис. 4). Выделение количества факторов заканчивается, когда зависимость почти близка к горизонтальной линии. В нашем случае в соответствии с критерием отсеивания (рис. 4) есть смысл оставить один *первый* фактор.

Собственное значение 2,264457 соответствует *первой* главной компоненте (первому фактору). Первая компонента объясняет большую относительную долю дисперсии наблюдений 75,48 %.

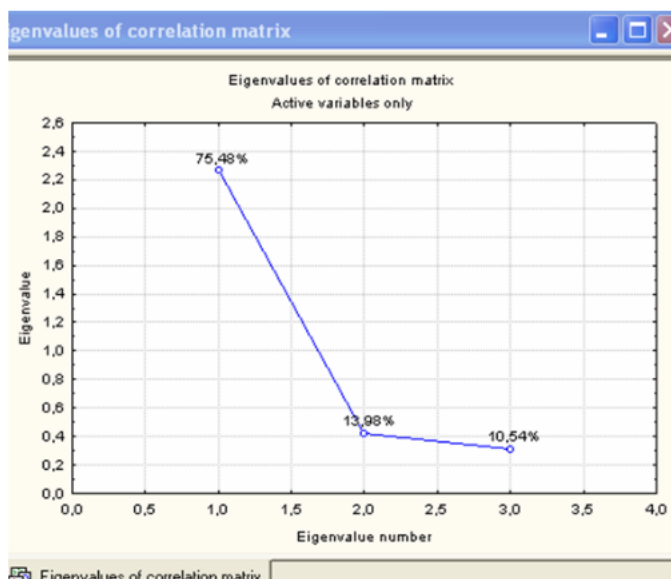


Рис. 4. График зависимости «число факторов – собственные числа»

Кайзер утверждал [1, с. 216]: факторы, имеющие собственные значения корреляционной матрицы меньше единицы, не имеют практической ценности. Хотя вклад фактора в суммарную дисперсию чуть больше 10% (рис. 4), оставляем один фактор. С точки зрения практики удовлетворительным является однофакторное решение. Из-за ошибок,

неточностей экспериментальных данных, выборочные корреляции и аппроксимированные не совпадают. В идеале значения остатков матрицы коэффициентов корреляции должны быть близки к нулю (рис.5, 6). Матрица остатков позволяет судить об адекватности модели экспериментальным данным.

Variable	Верхняя_цена	Верхняя_средняя	Нижняя_средняя
Верхняя_цена	1,000	-0,13	-0,15
Верхняя_средняя	-0,13	1,000	0,21
Нижняя_средняя	-0,15	0,21	1,000

Рис. 5. Матрица остатков коэффициентов корреляции, полученная МГК

ММП позволяет использовать для оценки значимости модели (при фиксированном числе факторов) критерий хи-квадрат. Для факторного решения, полученного ММП с произвольной исходной матрицей с единицами на главной диагонали и одного фактора, остатки равны нулю (рис.6). Предполагается, что факторы независимы и распределены нормально с нулевым средним и единичной дисперсией. Переменные имеют многомерное нормальное распределение. Не делается никаких

предположений относительно ортогональности или косоугольности системы факторов [1, с. 232].

Собственное значение для этого фактора – 1,90485, процент дисперсии переменных, объясняемый фактором – 63,4949. Это немного меньше, чем для факторного решения, полученного МГК. Максимально правдоподобные факторные нагрузки, общности, так же немного отличаются от полученных МГК.

Variable	Верхняя_цена	Верхняя_средняя	Нижняя_средняя
Верхняя_цена	1,000	0,00	0,00
Верхняя_средняя	0,00	1,000	0,00
Нижняя_средняя	0,00	0,00	1,000

Рис. 6. Матрица остатков коэффициентов корреляции, полученная ММП

Проверить гипотезу о числе значимых общих факторов при данном доверительном уровне с помощью статистического теста (хи - квадрат) не представляется возможным, так как

число степеней свободы (1, с. 239) и детерминант корреляционной матрицы остатков равны нулю, поэтому значение статистик (1, с. 239) также равно нулю. ММП выделил один

фактор (по крайней мере, один), адекватно описывающий экспериментальные данные в смысле максимального правдоподобия. Оценки факторного решения ММП и МГК близки, что является дополнительным подтверждением адекватности однофакторного решения.

Проверка адекватности однофакторного решения по другим критериям:

- Известно, чтобы корреляционная матрица с тремя переменными была совместима с однофакторной моделью, три коэффициента корреляции должны быть все положительными [2, с. 40], либо четное число их должно быть отрицательным, либо абсолютная величина любого коэффициента корреляции должна быть больше или равно абсолютной величине произведения остальных двух. Условия выполняются: корреляционная матрица с тремя переменными совместима с однофакторной моделью.

- Оценка меры расхождения между наблюдаемой и восстановленной матрицей корреляций. Эмпирическое подтверждение значимости факторной модели (надежность решения) исследуется с помощью показателя качества [1, с. 35] – стандартное отклонение остатков корреляционной матрицы должно удовлетворять условию:

$$\sigma_{ост} \leq \frac{1}{\sqrt{N}}.$$

Используя матрицу остатков (рис. 5), получим $0,03055 \leq 0,056523$ ($n=313$). Стандартные отклонения остатков немного меньше отклонений для выборки с нулевой корреляцией (величины одного порядка). Если больше, то модель нуждается в модификации. Факторное решение можно считать приемлемым в смысле этого критерия.

Определена скрытая факторная структура наблюдаемых данных с помощью МГК. Получено однофакторное решение. Выделенный фактор используется для дальнейшего анализа данных – ФШ, цель которого – определение значений общего фактора через наблюдаемые переменные. Невозможно точно выразить общий фактор через переменные, так как каждая переменная содержит и характерную компоненту, которую нельзя отделить от самой переменной. Необходима оценка факторной шкалы. Коэффициенты факторной шкалы для МГК получены так: факторные нагрузки разделены на собственное значение, соответствующее *первому* фактору, и взвешенные значения переменных суммируются для получения значения фактора для объекта (факторной координаты) (рис. 7) [2, с. 40].



Factor Score Coefficients	
Rotation: Unrotated	
Extraction: Principal comp	
Variable	Factor 1
Верхняя_цена	-0,373513
Верхняя_средняя	-0,391583
Нижняя_средняя	-0,385691

Рис. 7. Коэффициенты факторной шкалы

- Исследована надежность оценки фактора при факторном шкалировании. Известно, если факторные нагрузки одинаковые для всех переменных (в полученном факторном решении почти одинаковые $\approx 0,85$) и все общности одинаковы (в полученной модели $\approx 0,7$), надежность можно определить по формуле [2, с. 55]

$$\alpha = \frac{nr}{1 + (n-1)r} = \frac{n(h^2)}{1 + (n-1)h^2}.$$

Для одинаковых факторных нагрузок (одинаковых значений общностей) и трех переменных ожидаемый коэффициент надежности ФШ для типичного значения

обшности $\approx 0,7$ равен $\alpha=0,842$ [2, с. 55].

- Если факторные нагрузки и обшности различны, то коэффициент надежности определяется по формуле

$$\alpha = \frac{\text{сумма эл. ред. корр. матрицы}}{\text{сумма эл. корр. матрицы}}$$

Для полученной модели $\alpha=0,92$, что говорит о надежности полученной факторной шкалы. Можно сделать вывод: однофакторная модель соответствует данным.

Результаты классификации объектов представлены на рис. 8. Множество точек (объектов) вытянуто наиболее сильно в направлении первой главной компоненты. Первая главная компонента – ортонормированная комбинация признаков, которая обладает самой большой дисперсией, то есть при переходе от объекта к объекту

меняется сильнее остальных. Проекция случаев (объектов) на фактор-план (рис. 8) подтверждают гипотезу о типе поведения валютного курса и его возможной классификации.

Классы состояний ВК (объектов) нисходящий/восходящий тренд, флэт хорошо разделяются и не пересекаются. ФА способствовал выявлению закономерностей ВК, лежащих в его поведении, которые подтверждают выделение трех классов по *первому* скрытому фактору. Значения фактора: $Factor1 > 1,25$ стандартных отклонения определяют состояние как нисходящий тренд; $Factor1 < -1,1$ – как восходящий тренд. Значения в интервале $1,25 > Factor1 > -1,1$ определяют состояние как флэт. Скрытый *первый* фактор может иметь название – тип тренда, которое раскрывает экономический смысл выявленной закономерности.

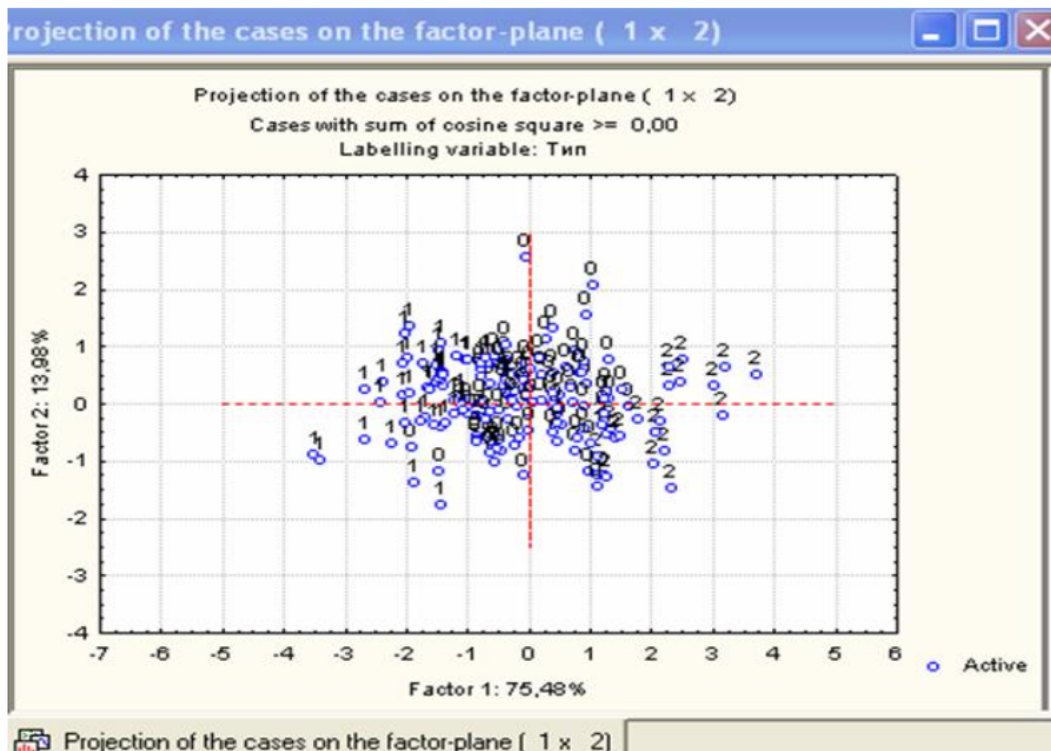


Рис. 8. Проекция объектов на фактор-план

4. Верификация моделей на тестовой выборке.

Верификация проводилась в два этапа: классификация объектов, поиск пороговых значений и реализация простой торговой стратегии на экзаменационной выборке объема 1249 наблюдений.

4.1. Классификация объектов (состояний ВК) с помощью полученной факторной шкалы.

Вычислены факторные координаты случаев, использована факторная шкала, полученная в программе Statistica 6.0 (рис. 7):

$$\begin{aligned} \text{Фактор1} = & \text{Верхняя_цена} \times (-0,37513) + \\ & \text{Верхняя_средняя} \times (-0,391583) + \\ & \text{Нижняя_средняя} \times (-0,385691). \end{aligned}$$

Для поиска пороговых значений факторной шкалы, используемых для классификации состояний ВК (объектов), применен подход, описанный авторами в работе [3].

Вычислены чувствительность и специфичность модели для трех вариантов:

- а) 0 (флэт) и все остальные классы;
- б) 1 (восходящий тренд) и все остальные классы;
- в) 2 (нисходящий тренд) и все остальные классы.

Осуществлен поиск пороговых значений для классификации объектов по критериям: максимум суммарной чувствительности и специфичности модели, баланс между чувствительностью и специфичностью. В качестве исследуемого порога отсечения рассматривалось каждое последующее значение

факторной шкалы (без упорядочивания). Вычислялись соответствующие значения чувствительности и специфичности.

Классификация осуществлялась по правилу - объект принадлежит классу: 0 (флэт), если значение факторной координаты (ФК) принадлежит интервалу $PI < \Phi K < PI2$; 1 (восходящий), если $\Phi K < PI$; 2 (нисходящий), если $\Phi K > PI2$.

В результате анализа, выбраны диапазоны изменения порогов PI : (-21,49; -18,96) и $PI2$: (22,83; 24,87), обеспечивающие значения чувствительности и специфичности, представленные в табл.1.

Таблица 1. Найденные пороговые значения

Порог	Тип тренда	Чувствительность	Специфичность
$PI1 = -18,96$	1- восходящий	92,77%	95,63%
$PI1 = -21,48$	1- восходящий	44,44%	90%
$PI2 = 22,83$	2- нисходящий	100%	28%
$PI2 = 24,87$	0 - флэт	97,67%	33,82%

4.2. Реализация простой торговой стратегии [3] для выборки объема $n=1249$ с целью поиска оптимальных значений порогов PI и $PI2$. Критерий оптимальности – максимальная прибыль.

Выполнен анализ подбора пороговых значений факторной модели по правилу: сначала изменяется порог $PI1$, затем – $PI2$. $PI1$ изменяется с -18,96 до -21,49 с шагом -0,1 при $PI2 = 24,87$. Максимальная чистая прибыль достигается при значениях $PI1 = -19,66$. Затем выполнен анализ подбора пороговых значений факторной модели по правилу: изменяется порог $PI2$ с 22,83 до 24,87 с шагом 0,1 при $PI1 = -19,66$. Найденны пороговые значения $PI1 = -19,66$

и $PI2 = 22,83$, доставляющие максимальную прибыль торговой стратегии.

Проведена классификация валютного курса по правилу:

если $-19,66 < \Phi K < 22,83$, то наблюдается флэт; если $\Phi K < -19,66$, то – восходящий тренд; если $\Phi K > 22,83$, то – нисходящий тренд (ФК – значение факторной шкалы).

Результаты классификации методом ФШ приведены в табл. 2. Результаты тестирования торговой стратегии: количество сделок -106, прибыль - 29522,99609 (пункт), убыток - 95,99923706 (пункт), баланс - 29426,99609 (пункт), прибыль на одну сделку - 277,6132 (пункт).

Таблица 2. Результаты классификации на тестовой выборке

верно	неверно	всего	тип	% правильной классификации
154	24	178	0	86,52
77	7	84	1	91,67
49	3	52	2	94,23
Всего				89,46

Выводы

1. Общий процент правильных классификаций - 89,46%. Это меньше 100%, что объясняется меньшим процентом правильной классификации флэта - 86,52% (флэт определяется как восходящий или нисходящий тренд), что говорит о большей чувствительности модели к идентификации восходящего и нисходящего тренда. За счет этого получаем больше количества сделок (а во

флэте не торгуем), малое значение убытка и большее значение чистой прибыли в целом.

2. Анализ результатов вычислительных экспериментов подтвердил корректность принятых допущений и предположений при построении моделей и показал их работоспособность в качестве математического обеспечения трендовой торговой стратегии на валютном рынке FoRex. Методика соответствует целям данного исследования.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Харман, Гарри. Современный факторный анализ: Пер. с англ. В. Я. Лумельского. -М.: Статистика, 1972.- 484 с.
2. Ким, ДЖ.-О. Факторный, дискриминантный и кластерный анализ: Пер. с англ./ ДЖ.-О. Ким, Ч. У. Мьюллер, У. Р. Клекка и др.; Под ред. И. С. Енюкова.- М.: Финансы и статистика, 1989.-215 с.
3. Крюкова, В. В. Статистическое прогнозирование валютного курса.// В. В. Крюкова, П.А. Крюков. - Вестн. Кузбасского гос. тех. унив., 2010. - №6(82). -С. 178-188.
4. Якимкин, В. Н. Как начать зарабатывать на валютном рынке Forex/ В.Н. Якимкин.- СمارтБук, 2008. – 352 с.

□ Авторы статьи:

Крюков
Павел Алексеевич,
зам. управляющего Филиала
«Кемеровский» ОАО «Собинбанк»,
Email: кра.2008@mail.ru

Крюкова
Валентина Валентиновна,
канд. техн. наук, доц.
каф. ВТ&ИТ КузГТУ
Email: kvv.vt@kuzstu.ru.