

Современное прогнозирование

Иван Светушков

Презентация ВШЭ 2017

20 Сентября 2017

Marketing Analytics
and Forecasting



Lancaster University
Management School

Введение

Прогнозирование применимо в широком спектре областей:

- Бизнес;
- Макроэкономика;
- Погода;
- Энергия (электро и не только);
- Выборы;
- Исход спортивных соревнований;
- Финансы;
- Преступления;
- и др.



Введение

Все эти разные области объединяют базовые принципы (Makridakis and Hibon, 2000):

- Сложные и статистически обоснованные модели не обязательно оказываются точнее простых моделей;
- Комбинирование моделей или комбинирование прогнозов разных моделей в среднем повышает точность прогнозов;
- С ростом горизонта прогнозирования точность прогнозов снижается.



Бизнес-прогнозирование

Популярные темы:

- Спрос;
- Прерывистый спрос;
- Временные и пространственные иерархии;
- Высокочастотные данные;
- Экспертные методы;
- Акции;
- Группы товаров;
- Макроэкономические индикаторы;
- Новые продукты.



Прогнозирование спроса

Прогнозирование спроса

Зайдём в Окей и посмотрим вокруг. Что мы видим?



Прогнозирование спроса

Нужно учесть следующее:

1. Товар, интересующий потребителей;
2. Полки не должны пустовать;
3. Товар должен продаваться, а не портиться.



Прогнозирование спроса

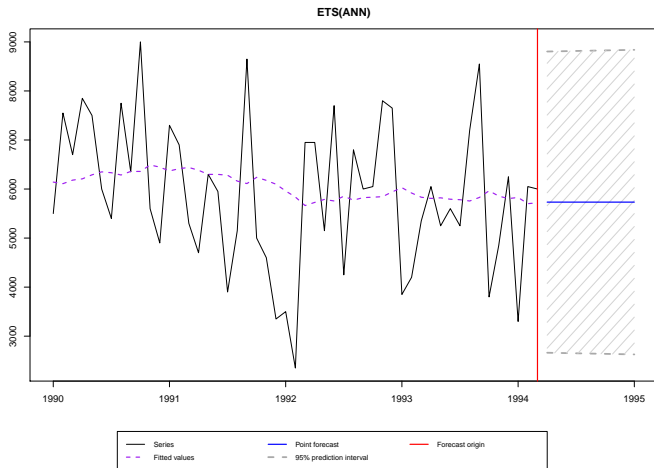
Это означает:

- Выбор правильных товарных позиций;
- Количество товара должно соответствовать спросу;
- Учитывается время доставки;
- Учитывается срок годности товара;
- Учитываются акции;

Как определить, какое количество молока магазину закупать у Петмола?



Прогнозирование спроса



Прогнозирование спроса

Как быть, если нам нужно заказать разную молочную продукцию у нескольких производителей?

А если не только молочную?

Нужно заказывать порядка 100.000 товарных позиций.

А если это нужно делать каждый день?!



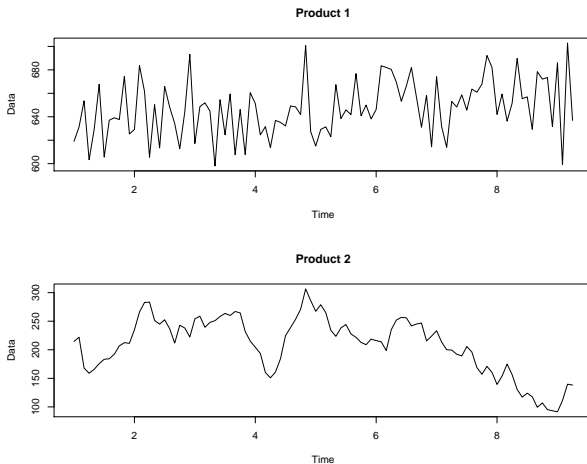
Прогнозирование спроса

Решение:

1. Классификация товарных позиций (например, ABC-XYZ):
 - ▶ Некоторые товары имеют схожую динамику по продажам;
 - ▶ Разные товары приносят разную прибыль;
 - ▶ Какие-то легче спрогнозировать, какие-то сложнее.



Прогнозирование спроса



Прогнозирование спроса

Решение:

1. Классификация товарных позиций (например, ABC-XYZ):
 - ▶ Разные товары приносят разную прибыль;
 - ▶ Какие-то легче спрогнозировать, какие-то сложнее;
 - ▶ Некоторые товары имеют схожую динамику по продажам.
2. Прогнозирование групп товаров;
3. Автоматизирование процесса прогнозирования.



Прогнозирование спроса

Для прогнозирования спроса обычно используют:

- ETS (Exponential Smoothing) – Экспоненциальное сглаживание;
- SMA (Simple Moving Average) – Скользящая средняя;
- Регрессии;
- ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average).



Прогнозирование спроса

Современные тенденции в науке:

1. Новые методы классификации (Kang et al., 2017);
2. Совершенствование методов прогнозирования:
 - ▶ Theta (Fiorucci et al., 2016);
 - ▶ MAPA (Kourentzes et al., 2014);
 - ▶ CES (Svetunkov and Kourentzes, 2015);
 - ▶ Нейронные сети.
3. Связь прогнозирования с управлением запасами (Rego and Mesquita, 2015).



Прогнозирование спроса

Пакеты в R:

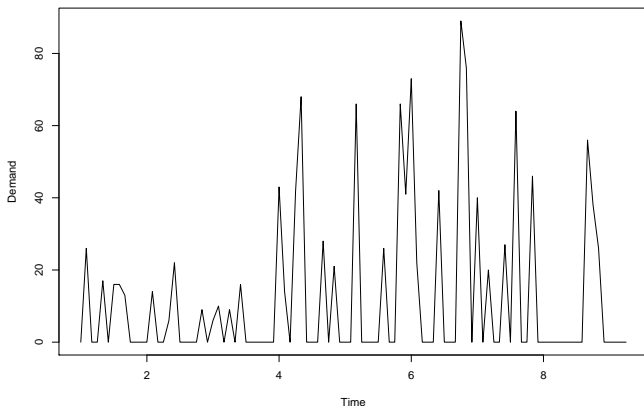
1. `stats` - ARIMA, регрессия;
2. `forecast` - ETS, авто ARIMA, Theta, SMA, Naive и пр.;
3. `smooth` - ETS, ARIMA, CES, SMA;
4. `MAPA` - MAPA.



Прерывистый спрос

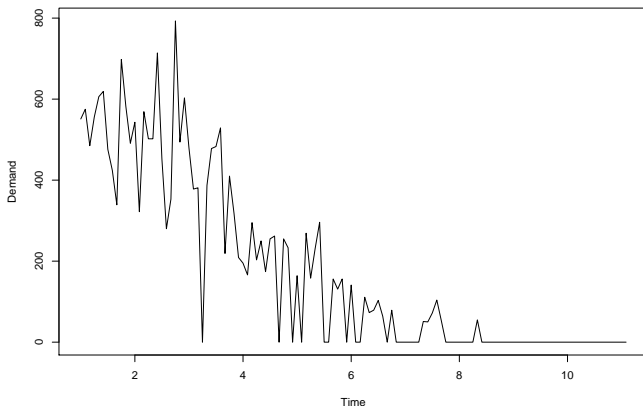
Прерывистый спрос

Что если наш товар покупают не каждый день?



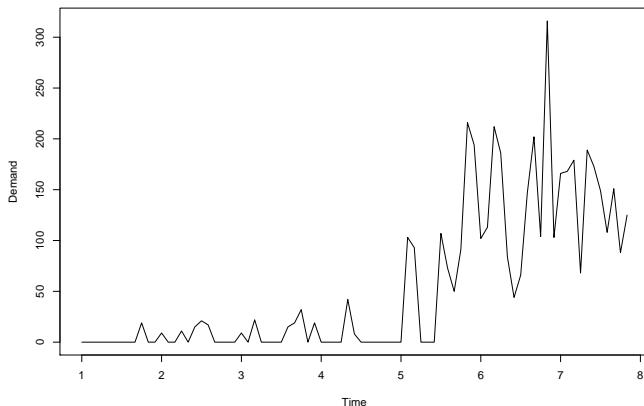
Прерывистый спрос

Или интерес к товару снижается...



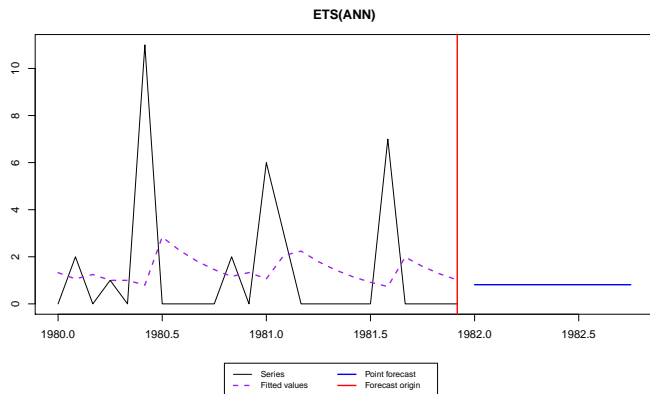
Прерывистый спрос

Или о товаре только начали узнавать...



Прерывистый спрос

Простые методы работают плохо.



CMAF

Прерывистый спрос

Нужны специализированные:

- Метод Кростона (Croston, 1972);
- TSB, Teunter-Syntetos-Babai – (Teunter et al., 2011);
- INARMA, Integer ARMA (Mohammadipour and Boylan, 2012);
- ADIDA, Aggregate-Disaggregate Intermittent Demand Approach – (Nikolopoulos et al., 2011).

Но нужно понять, где простой спрос, а где прерывистый.



Прерывистый спрос

Прерывистый спрос – тот, который происходит не регулярно.

Один нуль – это уже прерывистый или нет?

А два?

Проблемы:

- Классифицирование;
- Отсутствие адекватной статистической модели;
- Проблема числа наблюдений.



Прерывистый спрос

Современные тенденции в науке:

1. Как определить прерывистый спрос (Petropoulos and Kourentzes, 2015);
2. Новые модели и методы прогнозирования:
 - ▶ iMAPA (Petropoulos and Kourentzes, 2015);
 - ▶ iETS (Svetunkov, Boylan in press);
 - ▶ Нейронные сети (Kourentzes, 2013).



Прерывистый спрос

Пакеты в R:

1. `forecast` - Croston;
2. `tsintermittent` - Croston, TSB, SBA, iMAPA, ADIDA;
3. `smooth` - iETS;



Временные и пространственные иерархии

Временные и пространственные иерархии

Нам нужны разные прогнозы. Например:

1. По каждому магазину;
2. По каждому району;
3. По каждому городу;
4. По стране в целом.

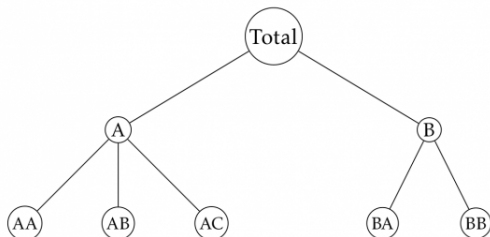
Нам нужны прогнозы на разные сроки:

1. Операционные прогнозы (день – два вперёд);
2. Tактические прогнозы (несколько месяцев вперёд);
3. Стратегические прогнозы (несколько лет вперёд).



Пространственные иерархии

Как выглядит иерархия?



Пространственные иерархии

Если дать прогноз по каждому элементу иерархии, они не совпадут.

На разных уровнях – разные модели.

На нижних уровнях больше шумов и прерывистости.

На верхних – более гладкие тенденции.

Прогнозы нужно привести в соответствие.



Пространственные иерархии

Разные подходы к иерархическому прогнозированию:

1. Top-Down – прогнозируем наверху, разбиваем на части;
 - ▶ Прогнозы наверху точные, внизу – нет;
 - ▶ Немного вычислений;
 - ▶ Как именно разбивать?
2. Bottom-Up – прогнозируем внизу, после чего агрегируем;
 - ▶ Прогнозы внизу точные, наверху – не обязательно;
 - ▶ Много вычислений.



Пространственные иерархии

Разные подходы к иерархическому прогнозированию:

- 3 Middle-Out – прогнозируем в середине, разбиваем на части + агрегируем;
 - ▶ Середина хороша, по краям – не очень;
 - ▶ Что такое “середина”?
- 4 Reconciliation – прогнозируем везде, после чего согласовываем;
 - ▶ Прогнозы неплохие по всем уровням;
 - ▶ Много сложных вычислений.



Временные иерархии

Прогнозы для разных задач должны согласовываться.

В данных нижних уровней много шума (компоненты не видны).

Наверху шума мало, но и нет сезонности.

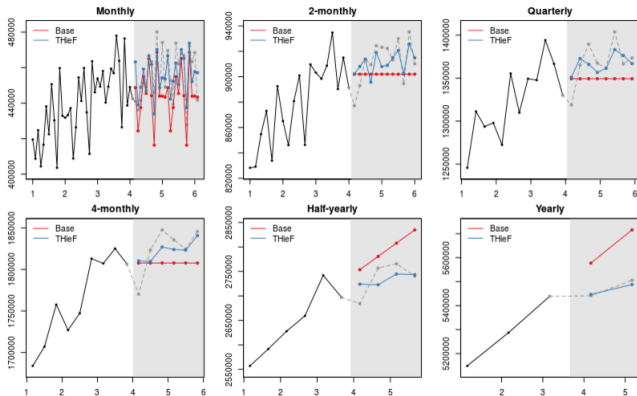


Select Series

A&E Admissions

Forecasting method

Exponential Smoothing



Mean Absolute Error (MAE) on monthly hold-out data

Base ETS: 12508.98

ThieF ETS: 8228.9

Nikolaos Kourentzes, 2017



Временные и пространственные иерархии

Современные тенденции в науке:

1. Как согласовывать прогнозы быстро и эффективно (Wickramasuriya et al., 2015);
2. Новые подходы к иерархическому прогнозированию:
 - ▶ Пространство (Hyndman et al., 2011);
 - ▶ Время (Athanasopoulos et al., 2017).
3. Использование векторных моделей для иерархий.



Прерывистый спрос

Пакеты в R:

1. `hts` - Пространственные иерархии;
2. `thief` - Временные иерархии.



Высокочастотные данные

Высокочастотные данные

Данных становится всё больше.

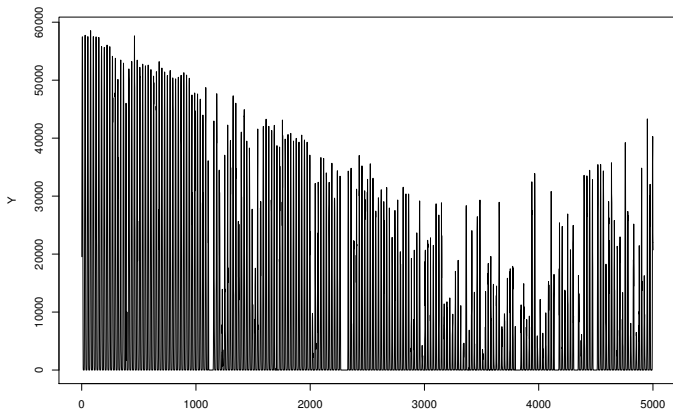
Прогнозировать нужно всё чаще.

Спрос на электроэнергию, ветрогенерация, солнечная энергия, розница.



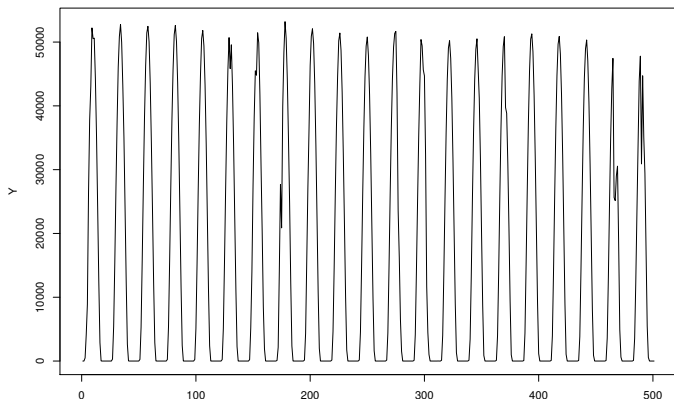
Высокочастотные данные

Пример



Высокочастотные данные

Пример



Высоочастотные данные

Проблемы:

- Несколько сезонных компонент:
 1. Каждый день;
 2. Каждую неделю;
 3. Каждый месяц;
 4. Каждый год.
- Дробный сезонный лаг (сколько дней в году?);
- Слишком много наблюдений;
- Прерывистый спрос в высоочастотных данных.



Высокочастотные данные

Современные тенденции в науке:

1. Динамические гармонические регрессии (Trapero et al., 2015b);
2. Двойное и тройное ETS (Taylor and Snyder, 2012);
3. TBATS (De Livera et al., 2011);
4. Нейронные сети (опять?).



Экспертные методы

Экспертные методы

Как учесть в прогнозе информацию, которую сложно измерить?

Например, замена труб холодной воды.

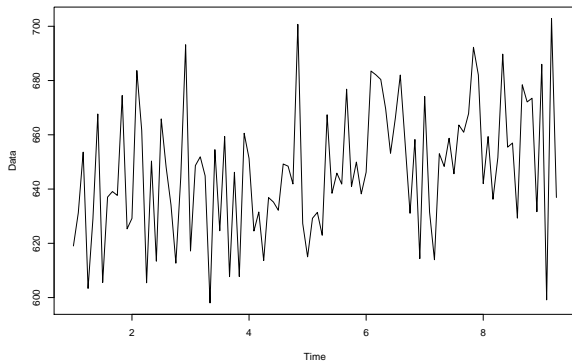
Возможны варианты:

1. Экспертный прогноз;
2. Корректировки прогнозов.



Экспертные методы

Человек находит тенденции там, где их нет.



Экспертные методы

Человеческая оценка подвержена искажениям.

Люди излишне оптимистичны.

Настроение человека влияет на прогноз.

Хороший прогнозист – прогнозист в депрессии.

Люди плохо понимают вероятность и недооценивают её.

На решение прогнозиста влияют условия.

Мелкие корректировки ухудшают точность прогнозов.

Крупные – в среднем улучшают.



Экспертные методы

Каждый отдельный эксперт ошибается. В среднем мы правы.

В каком году было написано “Происхождение видов” Дарвина?

Сколько ещё лет Путин будет у власти?

Когда человечество колонизирует Марс?

Каким будет количество электрических машин на дорогах России в 2025 году?

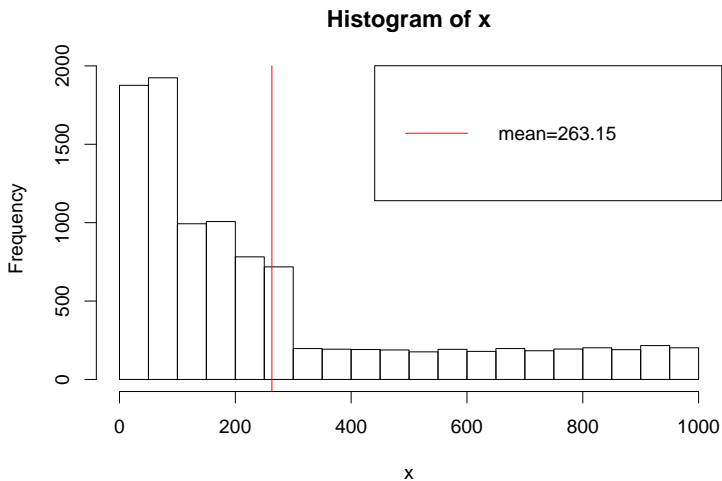


Экспертные методы

Сколько депутатов пройдёт в муниципалитеты в Москве?



Экспертные методы



CMAF



Экспертные методы

Корректировки? Все делают это!

Современные тенденции в науке (Lawrence et al., 2006):

1. Как именно происходят корректировки;
2. Как можно повысить точность экспертных прогнозов;
3. Каким должен быть интерфейс программы, чтобы уменьшить человеческий фактор.



Разное

Макроэкономические индикаторы

Можно ли спрогнозировать продажи продукции, используя значения ВВП?

Как выбрать те индикаторы, которые на самом деле влияют на продажи?

А что, если их около 100 тыс., а наблюдений – всего 70?



Макроэкономические индикаторы

Существующие решения:

1. Stepwise;
2. LASSO – Least Absolute Shrinkage and Selection Operator;
3. LARS – Least-Angle Regression.

Современные тенденции в науке:

1. Как выбрать индикаторы (Bertsimas and King, 2015);
2. Работают ли эти методы в прогнозировании (Sagaert et al., 2017).



Группы товаров

Товары могут иметь схожую динамику продаж.

Товары могут быть взаимозаменяемыми или
взаимодополняемыми.

Рассматривать надо не отдельные позиции, а группы сразу.

Векторные модели (Athanasopoulos and de Silva, 2012):

1. VES (пакет `smooth`);
2. VARMA (пакет `vars`).



Акции

Как учесть в продажах акцию “Купи одну бутылку, получи вторую в подарок”?

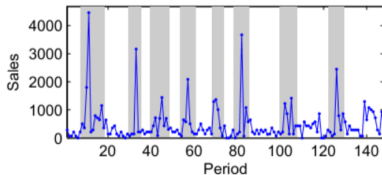
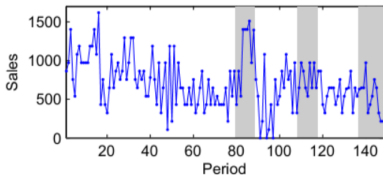
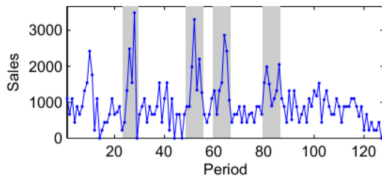
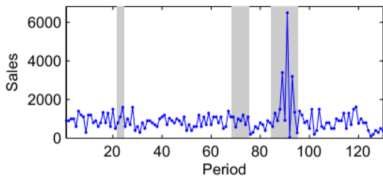
Во сколько раз вырастает спрос на бутылку?

Что происходит со спросом на товары-заменители?

Что происходит, когда акция заканчивается?



Акции



Акции

Решение (Trapero et al., 2015a; Kourentzes and Petropoulos, 2015):

1. Учесть всё, что можно в статистической модели;
2. Экспертные корректировки для того, что нельзя учесть.

Либо нейронные сети (Barrow and Kourentzes, 2015)



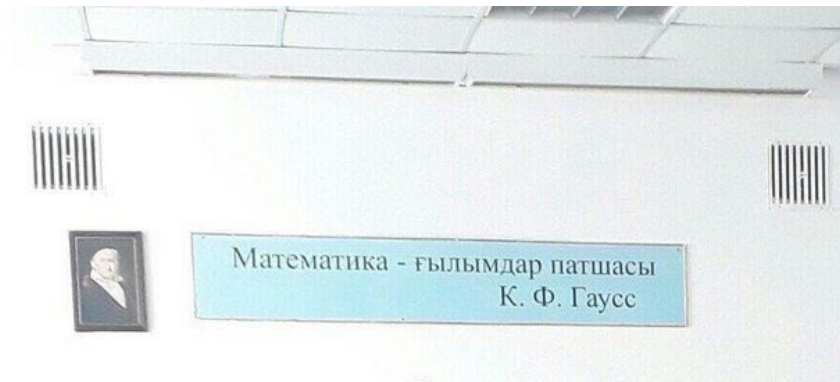
Заключение

Заключение

- Прогнозирование обширная область;
- Прогнозирование наступает;
- Россия отстаёт;
- Спрос на специалистов в этой области скоро вырастет;
- Хороший специалист – тот, который может учиться.



Заклучение



Спасибо за внимание!

Иван Светушков

i.svetunkov@lancaster.ac.uk

forecasting.svetunkov.ru

Marketing Analytics
and Forecasting



Lancaster University
Management School

Athanasopoulos, G., de Silva, A., 2012. Multivariate Exponential Smoothing for Forecasting Tourist Arrivals. *Journal of Travel Research* 51 (5), 640–652.

Athanasopoulos, G., Hyndman, R. J., Kourentzes, N., Petropoulos, F., oct 2017. Forecasting with temporal hierarchies. *European Journal of Operational Research* 262 (1), 60–74.

URL <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0377221717301911>

Barrow, D., Kourentzes, N., 2015. The impact of special days in call arrivals forecasting: A neural network approach to modelling special days. *European Journal of Operational Research*, 1–32.

Bertsimas, D., King, A., dec 2015. OR Forum—An Algorithmic Approach to Linear Regression. *Operations Research* 64 (1), 2–16.

URL <http://pubsonline.informs.org/doi/10.1287/opre.2015.1436>

[//pubsonline.informs.org/doi/10.1287/opre.2015.1436](http://pubsonline.informs.org/doi/10.1287/opre.2015.1436)



Croston, J. D., sep 1972. Forecasting and Stock Control for Intermittent Demands. *Operational Research Quarterly* (1970-1977) 23 (3), 289.

URL

<http://www.jstor.org/stable/3007885?origin=crossref>

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.

Fiorucci, J. A., Pellegrini, T. R., Louzada, F., Petropoulos, F., Koehler, A. B., oct 2016. Models for optimising the theta method and their relationship to state space models.

International Journal of Forecasting 32 (4), 1151–1161.

URL <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0169207016300243>

Hyndman, R. J., Ahmed, R. a., Athanasopoulos, G., Shang, H. L., 2011. Optimal combination forecasts for hierarchical time series.



Computational Statistics and Data Analysis 55 (9), 2579–2589.
 URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.csda.2011.03.006>

Kang, Y., Hyndman, R. J., Smith-Miles, K., apr 2017. Visualising forecasting algorithm performance using time series instance spaces. International Journal of Forecasting 33 (2), 345–358.
 URL <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0169207016301030>

Kourentzes, N., 2013. Intermittent demand forecasts with neural networks. International Journal of Production Economics 143 (1), 198–206.
 URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijpe.2013.01.009>

Kourentzes, N., Petropoulos, F., sep 2015. Forecasting with multivariate temporal aggregation: The case of promotional modelling. International Journal of Production Economics, 1–9.
 URL <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0925527315003382>



[//www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0925527315003382](http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0925527315003382)
<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0925527315003382>

Kourentzes, N., Petropoulos, F., Trapero, J. R., 2014. Improving forecasting by estimating time series structural components across multiple frequencies. *International Journal of Forecasting* 30 (2), 291–302.

URL

<http://dx.doi.org/10.1016/j.ijforecast.2013.09.006>

Lawrence, M., Goodwin, P., O'Connor, M., Önkal, D., 2006. Judgmental forecasting: A review of progress over the last 25 years. *International Journal of Forecasting* 22 (3), 493–518.

Makridakis, S., Hibon, M., 2000. The M3-Competition: results, conclusions and implications. *International Journal of Forecasting* 16, 451–476.

Mohammadipour, M., Boylan, J. E., 2012. Forecast horizon aggregation in integer autoregressive moving average (INARMA)



CMAF



models. *Omega* 40 (6), 703–712.

URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.omega.2011.08.008>

Nikolopoulos, K., Syntetos, A. A., Boylan, J. E., Petropoulos, F., Assimakopoulos, V., mar 2011. An aggregate–disaggregate intermittent demand approach (ADIDA) to forecasting: an empirical proposition and analysis. *Journal of the Operational Research Society* 62 (3), 544–554.

URL <http://link.springer.com/10.1057/jors.2010.32>

Petropoulos, F., Kourentzes, N., jun 2015. Forecast combinations for intermittent demand. *Journal of the Operational Research Society* 66 (6), 914–924.

URL <http://dx.doi.org/10.1057/jors.2014.62>

<http://link.springer.com/10.1057/jors.2014.62>

Rego, J. R. D., Mesquita, M. A. D., mar 2015. Demand forecasting and inventory control: A simulation study on automotive spare



parts. International Journal of Production Economics 161, 1–16.
URL

<http://dx.doi.org/10.1016/j.ijpe.2014.11.009>
<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0925527314003594>

Sagaert, Y. R., Aghezzaf, E.-H., Kourentzes, N., Desmet, B., jun 2017. Tactical sales forecasting using a very large set of macroeconomic indicators. European Journal of Operational Research.

URL <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0377221717305957>

Svetunkov, I., Kourentzes, N., 2015. Complex Exponential Smoothing. Tech. rep., University Library of Munich, Germany.
URL <https://ideas.repec.org/p/pramprapa/69394.html>

Taylor, J. W., Snyder, R. D., 2012. Forecasting intraday time series with multiple seasonal cycles using parsimonious seasonal



exponential smoothing. *Omega* 40 (6), 748–757.

URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.omega.2010.03.004>

Teunter, R. H., Syntetos, A. A., Babai, M. Z., nov 2011.

Intermittent demand: Linking forecasting to inventory obsolescence. *European Journal of Operational Research* 214 (3), 606–615.

URL <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0377221711004437>

Trapero, J. R., Kourentzes, N., Fildes, R., feb 2015a. On the identification of sales forecasting models in the presence of promotions. *Journal of the Operational Research Society* 66 (2), 299–307.

URL <http://link.springer.com/10.1057/jors.2013.174>

Trapero, J. R., Kourentzes, N., Martin, A., 2015b. Short-term solar irradiation forecasting based on dynamic harmonic regression. *Energy* 84, 289–295.

URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.energy.2015.02.100>



Wickramasuriya, S. L., Athanasopoulos, G., Hyndman, R. J., 2015.
Forecasting hierarchical and grouped time series through trace
minimization.

URL [https://business.monash.edu/
econometrics-and-business-statistics/research/
publications/ebs/wp15-15.pdf](https://business.monash.edu/econometrics-and-business-statistics/research/publications/ebs/wp15-15.pdf)

