

بهینه‌سازی برنامه تولید با پیش‌بینی تقاضا مبتنی بر هوش مصنوعی و تحلیل پارتو ABC در سطح SKU

سیدمحمدرضا جلالیان شهری^{۱*}، سیدهاشم محتشمی^۲ و اسماعیل مرکبی^۳

۱- کارشناس واحد سیستم‌های هوشمند، شرکت کویرتایر

۲- مدیر واحد سیستم‌های هوشمند، شرکت کویرتایر

۳- مدیر واحد برنامه‌ریزی تولید، شرکت کویرتایر

Mr.jalalian.icee@gmail.com

چکیده: در این مقاله، با رویکرد «پیش‌بینی محصول محور» تلاش کردیم برنامه تولید را با رفتار واقعی تقاضا هم‌تراز کنیم. ترانکشن‌های فروش برحسب SKU به‌صورت ماهانه تجمیع شد و با تحلیل پارتو نشان دادیم حدود ۸۰٪ فروش روی چهار قلم متمرکز است. برای فهم الگوی زمانی، نقشه‌ی حرارتی ماهانه ترسیم شد که اوج تقاضا را عمدتاً در شهریور-مهر و افت نسبی را در زمستان نشان می‌دهد. برای افق سه‌ماهه، پنج خانواده روش به کار رفت: میانگین متحرک (MA) و هموارسازی نمایی (ES) به‌عنوان خطوط پایه، ARIMA و Prophet برای روند/فصل، و LSTM برای الگوهای دنباله‌ای. ارزیابی با جداسازی سه ماه پایانی و معیارهای RMSE، MAE و MAPE انجام شد. نتایج روی محصولات پرفروش نشان می‌دهد مدل‌های روند-فصل (ARIMA/Prophet) تصویر قابل اتکایی از سطح تقاضا ارائه می‌کنند و LSTM برای برنامه‌ریزی عملیاتی کوتاه‌مدت رفتاری محافظه‌کار و پایدار دارد؛ روش‌های MA/ES برای اقلام کم‌نوسان خط مبنای ساده و سریع فراهم می‌کنند. بر پایه این یافته‌ها پیشنهاد می‌کنیم پیش از فصل اوج، بخش عمده‌ی ظرفیت به اقلام پرفروش اختصاص یابد و برای محصولات کم‌فروش، در صورت نیاز به‌دقت بالاتر، اثر عوامل جانبی مانند فصل، کمپین‌های فروش و قیمت در پیش‌بینی لحاظ شود.

واژه‌های کلیدی: فروش آنلاین، برنامه تولید، پیش‌بینی تقاضا، تحلیل پارتو، LSTM

مقدمه

برنامه‌ریزی تولید زمانی واقعاً کارآمد خواهد بود که بر پیش‌بینی تقاضای محصول محور تکیه داشته باشد؛ یعنی تحلیل و پیش‌بینی در سطح SKU و با افق عملیاتی کوتاه‌مدت انجام گیرد. برای این هدف، داده‌های فروش آنلاین کارخانه (که صرفاً بخشی از سبد محصولات شرکت را پوشش می‌دهد و بنابراین نتایج آن قابل تعمیم به کل تولید کارخانه نیست) در سطح ماه و به تفکیک محصول تجمیع شد. بر این اساس، تمرکز پژوهش حاضر صرفاً بر بهبود برنامه‌ریزی تولید همان محصولات عرضه‌شده در بستر آنلاین است و سایر محصولات شرکت از این تحلیل متأثر نمی‌شوند. سپس با بهره‌گیری از تحلیل پارتو/ABC نشان داده شد که تمرکز فروش بر تعداد محدودی قلم است؛ یافته‌ای که با ادبیات مدیریت موجودی و اصل ۸۰/۲۰ سازگار بوده و مبنایی تجربی برای تخصیص ظرفیت به گروه «کلاس A» فراهم می‌سازد. برای کمی‌سازی این تمرکز فروش، سهم تجمعی پارتو به‌صورت (فرمول ۱) محاسبه شد [۱ و ۲]

$$C_k = \frac{\sum_{i=1}^k q(i)}{\sum_{i=1}^n q(i)} \quad (1)$$

که در آن $q(i)$ فروش محصولات مرتب‌شده به‌ترتیب نزولی است. در بخش مدل‌سازی، برای پوشش طیف رفتارهای سری زمانی، از دو خانواده استفاده کردیم:

(الف) روش‌های کلاسیک و تعبیرپذیر شامل میانگین متحرک و هموارسازی نمایی به‌عنوان خط مبنای، و ARIMA در چارچوب باکس-جنکینز برای روندهای تفاضل‌پذیر؛ انتخاب و ارزیابی این مدل‌ها براساس معیارهایی مانند AIC و بررسی پسماندها انجام می‌شود. به‌طور خلاصه [۳، ۴ و ۵]

$$\hat{y}_t = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m y_{t-i} \quad (2)$$

$$f_{t+1} = \alpha y_t + (1 - \alpha) f_t \quad (3)$$

$$\phi(B)(1 - B)^d Y_t = c + \theta(B) \varepsilon_t \quad (4)$$

که در فرمول ۲، $\hat{y}_t$ میانگین متحرک در زمان t و $y_{(t-i)}$ مقدار واقعی در دوره‌های گذشته و m طول پنجره (تعداد دوره‌هایی که در میانگین لحاظ می‌شوند). در فرمول ۳، $f_{(t+1)}$ پیش‌بینی برای دوره بعد y_t مقدار واقعی مشاهده‌شده در

دوره t و f_t پیش‌بینی برای دوره t و α : ضریب هموارسازی (بین ۰ و ۱) و در فرمول ۴، $\phi(B)$: عملگر خودرگرسیون، $\theta(B)$: عملگر میانگین متحرک، B : عملگر وقفه

(ب) روش‌های مدرن افزوده/یادگیر شامل Prophet با تجزیه‌ی «ترند + فصل + رخدادها» (فرمول ۵) و LSTM برای یادگیری الگوهای دنباله‌ای غیرخطی؛ هر دو در صنعت برای افق‌های عملیاتی کوتاه‌مدت و مقیاس‌پذیر به کار می‌روند [۵ و ۶].

(۵) $y(t) = g(t) + s(t) + h(t) + \varepsilon_t$
که در آن $g(t)$: روند (Trend) روند کلی سری را مدل می‌کند. می‌تواند خطی یا لجستیک باشد.

$s(t)$: فصلی بودن (Seasonality) مدل‌سازی با استفاده از سری‌های فوریه را نشان می‌دهد.

$h(t)$: رویدادها و تعطیلات (Holidays): اگر تعطیلات یا رویدادهای خاص به‌صورت متغییرهای مجازی اثرگذار باشند.
 ε_t : خطای تصادفی (اغلب نویز گوسی).

بخش تجربی

برای تعیین میدان تمرکز، از تحلیل پارتو (۸۰/۲۰) و تقسیم‌بندی ABC استفاده کردیم: محصولات برحسب حجم فروش کل مرتب می‌شوند و سهم تجمعی آن‌ها ردیابی می‌شود. هدف، شناسایی «تعداد محدودی SKU» است که بخش عمده‌ی فروش را شکل می‌دهند؛ این‌ها در کلاس A قرار می‌گیرند و اولویت اصلی برنامه‌ریزی تولید و موجودی‌اند [۱ و ۲].
تفسیر اجرایی: تمرکز ظرفیت، مواد اولیه و سطح خدمت روی کلاس A؛ و سیاست‌های چابک‌تر برای کلاس‌های B و C.

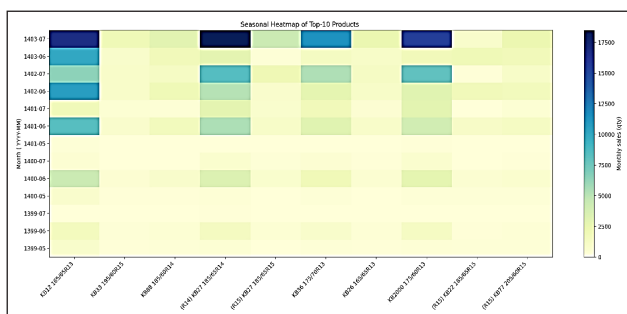
خانواده‌ی مدل‌ها (رویکرد توضیحی و کاربردی)

میانگین متحرک (MA) و هموارسازی نمایی ساده (ES/SES): خطوط مبنای ساده و تعبیرپذیر برای سری‌های کوتاه/کم‌نوسان؛ در SES وزن مشاهده‌های اخیر بیشتر است [۳].

مکرر و سطح خدمت بالاتر.

کلاس B/C (۱۱ قلم): مناسب برای سیاست‌های انعطاف‌پذیرتر نظیر تولید برحسب سفارش، دوره‌های بازبینی بلندتر و موجودی ایمنی هدفمند. به‌طور عملی، تمرکز ظرفیت، مواد اولیه و بودجه‌ی پیش‌بینی روی این چهار SKU اصلی، بیشترین اثر را بر دسترسی محصول و درآمد خواهد داشت؛ در مقابل، مدیریت دُم بلند باید با حداقل‌سازی پیچیدگی زنجیره تأمین و جلوگیری از انباشت موجودی انجام شود.

- قله‌های تقاضا در شهریور-مهر ۱۴۰۲ و ۱۴۰۳ برای بیشترین SKUها دیده می‌شود؛ مخصوصاً KB12 و KB27 و KB2000 این هم‌زمانی نشان می‌دهد فصل اوج فروش صنعتی/خدماتی شما اواخر تابستان تا اوایل پاییز است.
- الگوی فصلی همسو میان چند SKU: رنگ‌های پررنگ در ستون‌های یکسان (ماه‌های مشترک) برای چند محصول تکرار می‌شوند؛ یعنی شوک‌ها عمدتاً ناشی از فصل/تقویم‌اند نه رویدادهای تک-محصول.
- دوره‌های کم‌تقاضا: زمستان و بخشی از بهار برای بیشتر SKUها کم‌رنگ است (حجم پایین). این بازه بهترین زمان برای نگهداشت، آماده‌سازی قالب‌ها و تکمیل موجودی ایمنی برای فصل اوج است.
- پایداری نسبی رتبه‌ها: حتی در ماه‌های کم‌تقاضا، KB12 و KB33 نسبت به سایرین همچنان بالاترند؛ یعنی «پرفروش» بودن صرفاً اثر فصلی نیست و ریشه در کشش پایه بازار دارد
- ریسک تمرکز: شدت رنگ در چند SKU محدود و کم‌رنگی بقیه، هشدار «تمرکز فروش» می‌دهد؛ هر اختلال تأمین روی این‌ها اثر بزرگ‌تری بر کل فروش می‌گذارد.



نمودار ۲- هیت‌مپ فصلی تاپ-۱۰ محصول

پیام عملیاتی برای تولید:

شما به‌عنوان برنامه‌ریز تولید باید:

- (۱) برنامه‌ی افزایش تیراژ و تأمین مواد را از اواخر خرداد تا پایان مرداد فعال کنید تا به قله‌ی شهریور/مهر برسید.
- (۲) در زمستان حداقل تولید + بازسازی خط و ساخت موجودی ایمنی برای SKUهای اوج‌دار را در اولویت بگذارید.
- (۳) به‌دلیل هم‌فصلی بودن، ظرفیت مشترک بین SKUهای هم‌خانواده را طوری زمان‌بندی کنید که «تزامم قله‌ها» کم شود.
- (۴) برای SKUهای کم‌کشش، تولید را به ماه‌های Off-season منتقل کنید تا خط اصلی در اوج آزاد بماند.

در جدول ۱ دقت سه مدل را در بازه‌ی آزمون نشان می‌دهد. MAE و RMSE برای ارزیابی مطلق خطا معتبرترند (به‌ویژه باوجود ماه‌های خیلی کم/صفر و قله‌های بزرگ که MAPE را بزرگ می‌کند). در این سری، ARIMA کمترین MAE/RMSE را ثبت کرده و Prophet اندکی MAPE بهتر ارائه داده است؛ LSTM باوجود RMSE نزدیک به رقبای، در ماه‌های پرت نوسان محافظه‌کارانه عمل می‌کند. برداشت مدیریتی: هر سه مدل قابل‌استفاده‌اند، اما برای تصمیم عملیاتی کوتاه‌مدت، ترکیب خروجی‌ها توصیه می‌شود.

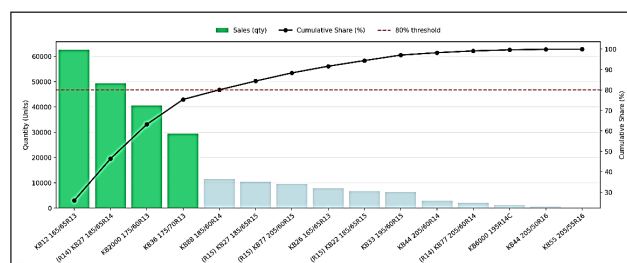
ARIMA (چارچوب باکس-جنکینز): وقتی سری روند یا ساختار درونی دارد، MA با «تفاضل‌گیری + جزء خودرگرسیون/میانگین‌متحرک» آن را مدل می‌کند. انتخاب ساختار با معیارهایی مثل AIC و بررسی پسماند انجام می‌شود [۴ و ۵]. Prophet (مدل افزوده): مناسب تکنیک «ترند قطعه‌ای»، «فصلیت چنددوره‌ای» و «رخداد‌های خاص» با تعبیر مدیریتی مناسب [۶]. LSTM (شبکه‌ی حافظه‌ی بلند-کوتاه): برای الگوهای غیرخطی و وابستگی‌های زمانی بلندمدت؛ با سازوکار دروازه‌ها بخشی از گذشته‌ی مؤثر را نگه می‌دارد و برای افق کوتاه عملیاتی پیش‌بینی نرم و پایداری ارائه می‌کند [۷]. نکته‌ی اجرایی: MA/ES برای خط مبنا سریع و کم‌هزینه‌اند؛ ARIMA/Prophet در وجود روند/فصل تصویر قابل‌اتکاتری می‌دهند؛ و LSTM با داده‌ی کافی و نرمال‌سازی مناسب، نوسان‌های کوتاه‌مدت را خوب هموار می‌کند.

پروتکل آموزش و ارزیابی

تقسیم زمانی: سه ماه پایانی به‌عنوان آزمون کنار گذاشته و مدل‌ها روی تاریخچه‌ی قبل آموزش دیده‌اند (ارزیابی خارج نمونه واقعی). نرمال‌سازی (فقط برای LSTM): مقیاس هر سری به بازه‌ی [۰,۱] نگاشت شده و آموزش با پنجره‌ی ورودی ثابت انجام شده است. سنجه‌ها: برای مقایسه از MAE، RMSE و MAPE استفاده شده است—سه شاخص مکمل برای قضاوت درباره‌ی «میانگین خطا»، «خطای بزرگ» و «خطای نسبی». انتخاب نهایی: افزون‌بر سنجه‌ها، قابلیت استقرار (سادگی، زمان آموزش، نیاز محاسباتی) و تعبیرپذیری در محیط عملیاتی هم لحاظ شده است. توجه: داده‌ها از ترانکشن‌های فروش آنلاین کارخانه در سطح ماه و به‌تفکیک محصول (SKU) استخراج شده‌اند. برای حفظ محرمانگی، تمامی مقادیر با یک ضریب ثابت مقیاس‌دهی شده‌اند؛ بنابراین روندها و نسبت‌ها حفظ می‌شوند ولی مقیاس مطلق افشا نمی‌شود. برای آمار رسمی و تجمیعی شرکت، روش‌های دیگر توصیه می‌شود.

نتیجه‌ها و بحث

تمرکز فروش: تحلیل پارتو نشان داد حدود ۸۰٪ فروش با ۴ محصول پوشش داده می‌شود؛ این گروه هسته‌ی برنامه تولید است. نمودار پارتو (نمودار ۱)، توزیع فروش ماهانه‌ی ۱۵ محصول را برحسب تعداد واحد فروش‌رفته (محور چپ) و سهم تجمعی (محور راست) نمایش می‌دهد. خط‌چین قرمز آستانه‌ی ۸۰٪ را مشخص می‌کند و خط سیاه تجمعی نشان می‌دهد که تنها چهار قلم نخست—تقریباً ۸۰٪ از کل حجم فروش را پوشش می‌دهند. ستون‌های سبز همین گروه را برجسته می‌کند.



نمودار ۱- توزیع فروش ماهانه‌ی ۱۵ محصول را برحسب تعداد واحد فروش‌رفته و سهم تجمعی

پس از این چهار قلم، شیب منحنی تجمعی به‌وضوح کاهش می‌یابد و مابقی ۱۱ محصول (ستون‌های آبی کم‌رنگ) هر یک سهمی کوچک و پراکنده دارند؛ مجموع این «دُم بلند» حدود ۲۰٪ باقی‌مانده را تشکیل می‌دهد. این الگو مؤید قانون ۸۰/۲۰ و مناسب برای تقسیم‌بندی ABC است: کلاس A (۴ قلم): نیازمند برنامه‌ریزی تولید و موجودی با اولویت بالا، بازبینی

جدول ۱- مقایسه‌ی دقت روش‌ها در یک محصول پرفروش

MAPE%	RMSE	MAE	Model
۲۹,۱۰	۳,۲۶۰	۲,۳۹۱	ARIMA (0,2,3)
۲۷,۲۰	۳,۸۲۱	۲,۹۲۹	Prophet
۳۶,۷۳	۳,۹۶۲	۲,۸۰۶	LSTM

در جدول ۲ پیش‌بینی سه‌ماهه و «اجماع عملیاتی» برای تولید به‌منظور نزدیک کردن پیش‌بینی به واقعیت تولید، مشاهده می‌شود.

نتیجه‌گیری:

در این مقاله فروش ماهانه‌ی محصولات را با پارتو و هیت‌مپ فصلی بررسی کردیم و با سه روش ARIMA / Prophet / LSTM پیش‌بینی ۳ ماهه ساختیم.

تصویر کلی: حدود ۸۰٪ فروش ما روی شانه‌ی ۴ SKU می‌چرخد. اوج تقاضا عموماً شهریور-مهر است؛ زمستان کم‌تقاضاترین دوره. سری‌ها جهشی و پراکنده‌اند؛ مدل‌های ساده پیک‌ها را صاف می‌کنند و مدل‌های یادگیری عمیق هم بدون داده‌ی کمکی همه‌ی جهش‌ها را نمی‌گیرند. تصمیم‌های اجرایی پیشنهادی:

- پیش از فصل اوج، ۷۰ تا ۸۰٪ ظرفیت را به Top-4 می‌دهیم؛ بقیه‌ی SKUها را به ماه‌های خلوت منتقل می‌کنیم.
- برای Top-4 موجودی ایمنی روی کوانتایل P80 می‌گذاریم تا ریسک کمبود کم شود.
- یک برنامه چهارهفته‌ای ثابت برای پیش‌بینی و برنامه‌ریزی انجام می‌دهیم که هر هفته بازبینی می‌شود.
- زمستان را برای PM و برای فصل بهار، تولید موجودی پشتیبان را برنامه‌ریزی می‌کنیم.

جدول ۲- پیش‌بینی سه‌ماهه و «اجماع عملیاتی» برای تولید یک محصول پرفروش

برنامه تولید (اجماع $1.2 \times$)	اجماع (0.6 LSTM + 0.2 ARIMA + 0.2 Prophet)	LSTM forecast ($\approx$)	Prophet forecast (clipped)	ARIMA forecast	زمان
۱۵۱۸	۱۲۶۵	۱۰۰۰	۱۳۳۹	۹۸۶	2024-11
۱۷۸۶	۱۴۸۸	۱۱۰۰	۱۷۵۴	۱۳۸۳	2024-12
۱۰۴۹	۸۷۴	۱۰۰۰	0 (lower < 0 $\rightarrow$ 0)	۱۳۷۱	2025-01

مراجع

- [1] Ravinder, H., & Misra, R. B. "ABC Analysis for Inventory Management," American Journal of Business Education, 7(3), 257–264, 2014.
- [2] Millstein, M. A., Yang, L., & Li, H. "Optimizing ABC inventory grouping decisions," International Journal of Production Economics, 148, 71–80, 2014.
- [3] Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. Forecasting: Principles and Practice, 3rd ed., OTexts (online edition, updated).
- [4] Box, G. E. P., Jenkins, G. M., Reinsel, G. C., & Ljung, G. M. Time Series Analysis: Forecasting and Control, 5th ed., Wiley, 2015.
- [5] Hyndman, R. J. "Exponential Smoothing," Forecasting: Principles and Practice, 3rd ed., OTexts (online).
- [6] Taylor, S. J., & Letham, B. "Forecasting at Scale," The American Statistician, 72(1), 37–45, 2018. (Prophet).
- [7] Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. "Long Short-Term Memory," Neural Computation, 9(8), 1735–1780, 1997.