

Weather-Driven Procurement Model

Case Study: Prognozowanie popytu na parasole na podstawie pogody i translacja prognozy w decyzję zakupową

Cel projektu: Zbudować w Excelu kompletny model, który na podstawie prognozy pogody (opad, temperatura, wiatr) przewiduje popyt na parasole i automatycznie wylicza: ile zamówić, kiedy zamówić, jaki bufor bezpieczeństwa utrzymać.

90.4%

R² (Model Accuracy)

406

Standard Error (units)

19

Months of Data

3

Weather Variables

1. Problem biznesowy

Firma "The Umbrella Company" sprzedaje parasole. Sprzedaż silnie zależy od pogody — im więcej deszczu, tym większy popyt. Jako **Procurement Manager** musisz odpowiedzieć na pytania:

- **Ile zamówić** na kolejny miesiąc?
- **Kiedy złożyć zamówienie** (punkt zamówienia)?
- **Jaki bufor trzymać** na niepewność prognozy?
- **Jak wykorzystać prognozę pogody** do planowania zakupów?

Tradycyjne podejście "na czuja" lub średnia historyczna nie uwzględnia kluczowego drivera — pogody. Dlatego zbudowaliśmy **driver-based forecasting model**.

2. Dane wejściowe

Dysponowaliśmy danymi miesięcznymi za okres 19 miesięcy (czerwiec 2023 – grudzień 2024):

Zmienna	Opis	Zakres wartości
Rainfall (mm)	Suma opadów w miesiącu	42 – 118 mm
Temperature (°C)	Średnia temperatura	3 – 31°C
Wind Speed (km/h)	Średnia prędkość wiatru	10 – 19 km/h
Quantity Sold	Sprzedaż parasoli (szt.)	1,745 – 5,555 szt.

3. Model regresji (Driver-Based Forecasting)

Model 1: Tylko opad (Simple Regression)

Najpierw sprawdziliśmy, czy sam opad wystarczy do prognozowania popytu:

```
Demand = Intercept + b_Rainfall × Rainfall
```

```
Demand = -630.33 + 47.14 × Rainfall
```

Metryka	Wartość	Interpretacja
R ²	0.822 (82%)	Model wyjaśnia 82% zmienności popytu
Standard Error	518 szt.	Typowy błąd prognozy
Współczynnik Rainfall	+47.14	+1 mm deszczu → +47 parasoli
P-value (Rainfall)	8.73E-08	Statystycznie bardzo istotne

Wniosek: Opad jest bardzo silnym driverem popytu. Każdy dodatkowy 1 mm deszczu oznacza średnio +47 sprzedanych parasoli.

Model 2: Opad + Temperatura + Wiatr (Multiple Regression)

Rozszerzyliśmy model o dodatkowe zmienne pogodowe:

```
Demand = Intercept + b_Rain × Rain + b_Temp × Temp + b_Wind × Wind
```

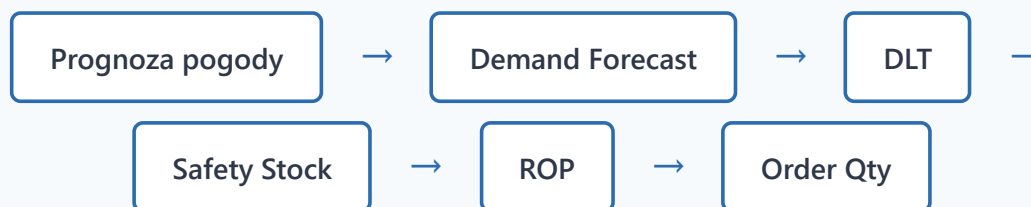
```
Demand = -2971.68 + 58.40 × Rain + 55.76 × Temp + 32.90 × Wind
```

Metryka	Model 1 (Rain)	Model 2 (Weather)
R ²	82.2%	90.4% ✓
Standard Error	518 szt.	406 szt. ✓
Rainfall (p-value)	✓ istotny	✓ istotny
Temperature (p-value)	—	✓ istotny (p=0.025)
Wind (p-value)	—	X nieistotny (p=0.68)

Uwaga: Wind Speed nie jest statystycznie istotny (p-value = 0.68 > 0.05). W produkcyjnym modelu można go usunąć dla uproszczenia. Zostawiliśmy go dla celów demonstracyjnych.

4. Logika Procurement (od prognozy do zamówienia)

Prognoza popytu to dopiero początek. Jako Procurement Manager musisz przełożyć ją na konkretną decyzję zakupową. Oto pełny łańcuch:



1

Demand Forecast (Prognoza popytu)

Wstawiamy prognozę pogody do równania regresji i otrzymujemy oczekiwany popyt na miesiąc.

```
Demand_Forecast = Intercept + b_Rain × Rain + b_Temp × Temp +
b_Wind × Wind
```

2

DLT — Demand During Lead Time (Popyt w czasie dostawy)

Ile sztuk "zejdzie" w czasie, gdy czekasz na dostawę od momentu złożenia zamówienia.

$$DLT = Demand_Forecast \times Lead_Time_months$$

3

Safety Stock (Zapas bezpieczeństwa)

Bufor na niepewność prognozy. Liczymy go z błędu modelu (Sigma_Residual) i poziomu obsługi (Service Level).

$$\begin{aligned} z &= NORM.S.INV(Service_Level) \\ Sigma_LT &= Sigma_Residual \times \sqrt{Lead_Time_months} \\ Safety_Stock &= z \times Sigma_LT \end{aligned}$$

Dla Service Level = 95% $\rightarrow z \approx 1.645$

4

ROP — Reorder Point (Punkt zamówienia)

Poziom zapasu, przy którym powinieneś złożyć zamówienie, żeby nie zabrakło towaru.

$$ROP = DLT + Safety_Stock$$

5

Inventory Position (Pozycja zapasu)

Nie tylko to co masz na magazynie, ale też to co jest już zamówione i w drodze.

$$Inventory_Position = Stock_On_Hand + On_Order$$

6

Order Quantity (Ile zamówić)

Różnica między ROP a tym co masz. MAX(0,...) zapobiega ujemnym zamówieniom.

$$Order_Q = MAX(0, ROP - Inventory_Position)$$

7

Order MOQ (Zaokrąglenie do minimalnej partii)

Dostawcy często wymagają zamówień w pełnych kartonach/paletach. `CEILING.MATH` zaokrągla w górę.

```
Order_Q_MOQ = CEILING.MATH(Order_Q, MOQ)
```

5. Przykład: Styczeń 2025

Dane wejściowe (Inputs)

Parametr	Wartość
Forecast Rain (mm)	90
Forecast Temperature (°C)	5
Forecast Wind (km/h)	18
Service Level	95%
Lead Time	30 dni (1 miesiąc)
Stock On Hand	2,100 szt.
On Order	700 szt.
MOQ	200 szt.

Obliczenia (Calculations)

Krok	Formuła	Wynik
Demand Forecast	$-2971.68 + 58.40 \times 90 + 55.76 \times 5 + 32.90 \times 18$	3,156 szt.
DLT	$3,156 \times 1$	3,156 szt.
z (dla 95%)	<code>NORM.S.INV(0.95)</code>	1.645
Sigma_LT	$406 \times \sqrt{1}$	406
Safety Stock	1.645×406	668 szt.
ROP	$3,156 + 668$	3,824 szt.

Inventory Position	2,100 + 700	2,800 szt.
Order_Q	MAX(0, 3824 - 2800)	1,024 szt.
Order_Q_MOQ	CEILING.MATH(1024, 200)	1,200 szt.

DECYZJA ZAKUPOWA

ZAMÓW 1,200 szt.

Reorder Flag: ORDER (Inventory Position 2,800 < ROP 3,824)

6. Struktura pliku Excel

Arkusz	Zawartość
Data	Dane historyczne (19 miesięcy): Rain, Temp, Wind, Sales
Regression_Output	Wynik regresji prostej (tylko Rainfall) — $R^2 = 82\%$
Procurement_Plan	Kalkulator ROP/SS/Order dla modelu 1-zmiennego
Regression_Output_Weather	Wynik regresji wielorakiej (Rain+Temp+Wind) — $R^2 = 90\%$
Procurement_Plan_Weather	Pełny kalkulator procurement dla modelu pogodowego

7. Zastosowane umiejętności

Regresja liniowa

Regresja wieloraka

Driver-based forecasting

Safety Stock

Reorder Point (ROP)

MOQ handling

Named ranges (Excel)

Conditional formatting

NORM.S.INV

CEILING.MATH

8. Wnioski i rekomendacje

Kluczowe wnioski:

- Pogoda jest silnym driverem popytu** — model z 3 zmiennymi wyjaśnia 90% zmienności sprzedaży
- Rainfall i Temperature** są statystycznie istotne; Wind — nie

- **Model 3-zmienny ma mniejszy błąd** (406 vs 518) → mniejszy Safety Stock → niższe koszty zapasu
- **Automatyzacja w Excelu** pozwala na szybkie przeliczanie scenariuszy (low/base/high rain)

Możliwe rozszerzenia:

- Dodanie sezonowości (miesiąc jako zmienna dummy)
- Użycie liczby "dni deszczowych" zamiast sumy mm
- Wdrożenie w Power BI z automatycznym pobieraniem prognozy pogody
- Rozszerzenie na wiele SKU z różnymi współczynnikami

Autor

Marcin Banach

GitHub: [@mbimarban](#)

Jeśli ten projekt był pomocny, zostaw gwiazdkę na GitHubie!