ChatGPT 실무적용 SCM/물류 데이터분석 정오표 및 개정내용

7 월 29 일 이전 출고한 POD 도서의 일부 오타와 POD 도서 출판 후 독자의 소중한 의견을 반영하여 수정한 내용을 아래에 기술합니다. 최신 내용의 반영이 가능한 POD 도서의 장점을 활용하고자 합니다.

P6 중간, 초보자로 → 초보자도

(수정 후) 초보자도 파이썬 코드를 자연스럽게 이해하도록 설명

P75 하단, 도표 2-59 → 2-57

(수정 후) **도표 2-57. 중복되어 나타나는 물동 PSI**

P142 하단, 생산법인의 공급능력지수는 → 생산법인의 계획 공급능력은

(수정 후) 생산법인의 계획 공급능력은 90 이다.

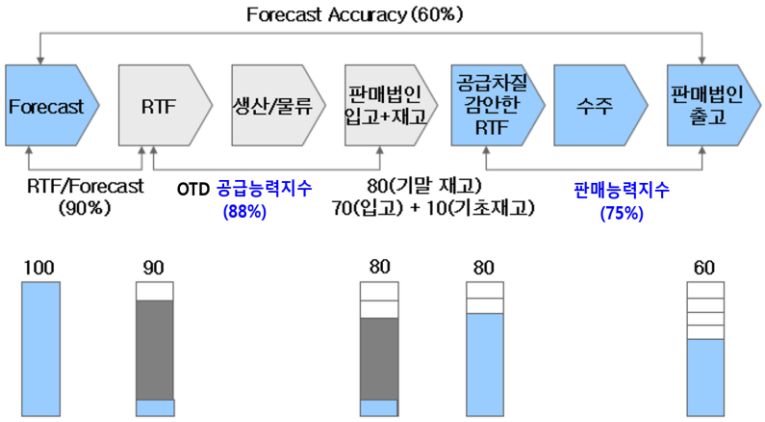
내용 추가, OTD 공급능력지수는 88%이다.

(수정 후) 입고되었다. OTD 공급능력지수는 88%이다.

도표 8-1. 공급능력지수(80%) → OTD 공급능력지수(88%)

(수정 후)

도표 8-1. 수요예측 정확도 산출 과정



P147 하단, 48.25% → 48.28%

(수정 후) 48.28%라고 답하였다.

P150 상단, (최솟값 뒤) 맞춤표 . → 따옴표 ,

(수정 후) **도표 8-11. 모델별 주차별 최솟값, 최댓값 계산 파이썬 코드**

P169 하단 내용 삭제, ~~공급 리드타임 정보는 SUPPLY.xlsx 에 저장되어 있음~~

(수정 후) 적음(0.10 < 0.34)

P175 상단 내용 추가, 분포의 첨도인 0 보다 → 분포의 과도 첨도인 0 보다

(수정 후) 분포의 과도 첨도인 0 보다 낮다.

p188 하단 변수명 X 에서 Z 로 변경,

(수정 후) $2\times P(Z\geq |Z-\text{통계량}|) = 2\times P(Z\geq 28.62) = 2\times(1-P(Z\leq 28.62))$,

$P(Z\leq 28.62)$

[방법 1. 수작업/엑셀]

1) 가설수립
H_0: μ=1,500 vs H_1: μ≠1,500 (μ는 인당 일 평균 입출고량)

2) 유의 수준결정: 5%

3) 검정통계량 계산
모 표준편차는 알려져 있고, n(91일)이 충분히 크므로(일반적으로 n > 30)
검정통계량은 $Z=\frac{(\bar{X}-\mu)}{\sigma/\sqrt{n}}$ 이고, 근사적으로 정규분포를 따른다.
$z_0=\frac{(\bar{X}-\mu_0)}{\sigma/\sqrt{n}}=\frac{(1,650-1,500)}{50/\sqrt{91}}$=28.62, $|z_0| \geq z_{0.025}$ = 1.96 이므로
여기서 $z_{0.025}$ = NORM.S.INV(0.975) 표준정규분포에서 상위 2.5%(100%- 97.5%)에 해당하는 Z 값을 반환
유의수준 5%하에서 H_0을 기각한다.

4) p-값 계산
양측검정에서의 p-value=2×P(Z≥|Z-통계량|) = 2×P(Z≥ 28.62) = 2×(1-P(Z≤28.62)) = 2×(1-1) = 0
여기서, P(Z≤28.62) = NORM.S.DIST(28.62,1) 표준정규분포에서 Z 값 이하의 누적 확률을 반환

5) p-값과 유의수준을 비교해서 통계적 의사결정
p-value = 0 < 0.05 이므로 유의수준 5%하에서 H_0을 기각한다.

P238 마지막줄 내용 수정, 4*0.5 → 8*0.5

(수정 후) (= 6+8*0.5)

P279 하단 내용 삭제, ~~어린 경우~~

(수정 후) 선형모형이 아니다. 다항식을 변수 치환을

P295 중간 내용 삭제, ~~종속~~변수만으로 모형을 구성 → 변수만으로 모형을 구성

(수정 후) 시차 정보가 없는 변수만으로 모형을 구성한다면

P299 중간 내용 추가, 생각하지 → 생각하지만

(수정 후) SCFI 가 상승한다고 생각하지만,

P301 중간 내용 아래 첨자 j 로 수정, k 개의 VIF_i 중 → k 개의 VIF_j 중

(수정 후) k 개의 VIF_j 중

p307 중간 [2-3-3 → [2-4-5

(수정 후) [2-4-5 잔차와 독립변수의 상관성 검정]

P311 상단 도표 내용 수정, 경기선행지수 → 물가, 실질 → 미국 실질

(수정 후) (미국 물가와 미국 실질 GDP 사이의 상관계수 0.99)

도표 15-28. ChatGPT 가 처음 제안한 다중회귀모형의 점검 결과 요약

No	점검 항목		분석 결과
2.1	모형의 적합성		- 회귀식에서 분산분석 F 값의 p-value가 0.05보다 작아서 회귀식 유의함 - 훈련데이터에 대한 조정 결정계수 0.915로 높음
2.2	회귀계수의 크기와 부호가 실제 상황과 일치하는지		- (수요)중국발 컨테이너 물동량, (공급) 명목 선복량 독립변수에 미 포함 - 용선료, 유가, 미국 경기선행지수가 SCFI와 음의 상관관계
2.3	회귀계수의 유의성과 다중 공선성		- 다수의 변수가 p-value가 0.05보다 커서 유의하지 않음 - 여러 변수가 매우 높은 VIF값을 가지고 있어, 다중 공선성 발생 (미국 물가와 미국 실질 GDP 사이의 상관계수 0.99)
2.4	잔차분석 (전체데이터)	기술통계 분석	- 잔차의 평균은 0에 가깝지 않고,표준편차가 52.16으로 변동성이 큼
		잔차의 정규성 검정	- 잔차의 정규분포를 따른 것으로 간주할 수 있음
		잔차와 예측치의 독립성 검정	- 잔차가 독립적이라고 할 수 있음
		잔차의 등분산성 검정	- 잔차가 등분산성을 만족함
		잔차와 독립변수의 상관성 검정	- 대부분의 독립변수들이 잔차와 낮은 상관관계를 가지고 있음
2.5	실제 데이터에 적용하여 검증		- 훈련데이터에 과적합되어있고 테스트데이터를 적절히 설명하지 못함
2.6	시계열 데이터 검증		- 시계열 데이터 분석 필요(17장과 18장)

P314 도표 하단 내용 2 개 수정, 표준편차 → 표준오차

(수정 후 코드) print("잔차의 표준오차: ", standard_error_of_regression) # 결과 출력

(수정 후 그래프)

잔차의 표준오차: 105.48522822654937

OLS Regression Results

Dep. Variable:	SCFI_C	**R-squared:**	0.737
Model:	OLS	**Adj. R-squared:**	0.730
Method:	Least Squares	**F-statistic:**	120.3
Date:	Fri, 17 May 2024	**Prob (F-statistic):**	4.88e-14
Time:	07:40:46	**Log-Likelihood:**	-272.47
No. Observations:	45	**AIC:**	548.9
Df Residuals:	43	**BIC:**	552.5
Df Model:	1		
Covariance Type:	nonrobust		

	coef	**std err**	**t**	**P>|t|**	**[0.025**	**0.975]**
const	-2.504e+04	2358.018	-10.617	0.000	-2.98e+04	-2.03e+04
CLI_USA	258.6228	23.583	10.966	0.000	211.063	306.183

Omnibus:	0.501	**Durbin-Watson:**	0.610
Prob(Omnibus):	0.778	**Jarque-Bera (JB):**	0.600
Skew:	-0.223	**Prob(JB):**	0.741
Kurtosis:	2.653	**Cond. No.**	1.50e+04

P320 중간 도표 16-4. 단어 삭제,

도표 16-4. ~ 전후의 라쏘모형 성능 비교 → 전후의 성능비교

(수정 후) 도표 16-4. 하이퍼파라미터 튜닝 전후의 성능 비교

P328 3 번재 문단 첫째 줄(13 번째 줄) 아래 문장 추가(규제회귀 로그변환 실습)

공유 사이트에서 "16 장. 도표 16-11, 규제회귀 로그변환변수 ChatGPT 요청 내용.txt"를 다운로드 받아 실행한다.

(수정 후)

공유 사이트에서 "16 장. 도표 16-11, 규제회귀 로그변환변수 ChatGPT 요청 내용.txt"를 다운로드 받아 실행한다. 구체적인 내용을 확인하기 위해서는 … 이하 생략

P363 3 째줄 아래 문장 추가,

(수정 후) ~ 요청한다. 이는 테스트데이터를 훈련 단계에서 반영하겠다는 의미이다.

P363 **도표 17-27** 위 마지막 문장 삭제,

(수정 후) ~~훈련데이터만으로 모형을 개발하였으나 좋은 평가결과를 보여준다.~~

P364 도표 17-28 위 마지막 문장에서 콤마로 수정, 830,40 → 830.40

(수정 후) 830.40 을 예측치로 수정한다.

P366 마지막 문단 전체는 아래 내용으로 수정,

(수정 후)

단순지수평활법 뿐만이 아니라 일반적으로 실제 시계열 데이터분석에서는 모형을 확정하는 단계에서 최근 변동성을 최대한 반영할 목적으로 테스트데이터에 대한 성능을 고려하는 것이 중요하기 때문에, 책에서 서술한 것처럼

테스트데이터에 대한 RMSE 를 최소화하도록 하이퍼파라미터를 추천하도록 ChatGPT 에게 요청할 수도 있다. 그러나 이는 도표 17-31 과 같이 훈련데이터에 적절하지 않은 나쁜 결과를 초래할 수 있다. 일반적으로 모형을 개발할 때에는 ChatGPT 요청 시, "테스트데이터" 대신에 "훈련데이터"에 대한 RMSE 가 가장 작은 값을 갖는 평활계수를 추천함으로 문장을 수정하거나 문장을 삭제하고 실험하여 결과를 비교할 필요가 있다.

P374 하단 아래 내용 추가,

(수정 후)

> 17 장의 단순지수평활법 이후 18 장 ARIMIA 기반 SCFI 예측까지의 시계열 예제에서 ChatGPT 요청 내용에 "테스트데이터에 대한 RMSE 가 가장 작은 값을 가진 하이퍼파라미터를 추천함" 문장을 추가하였다. 책에서는 평활계수, 파라미터라고 요청하기도 하였으나, ChatGPT 는 하이퍼파라미터로 이해하여 테스트데이터에 대한 최적의 하이퍼라라미터를 제시한다.
>
> 해당 문장를 요청한 이유와 상황은 예제와 같이 훈련데이터가 매우 부족하고, 현재 시점에서 미래 구간을 예측하여 모형을 확정하고 적용하고자 할 때이다. 이때 훈련데이터만으로 학습한 모형이 아니라, 최근 데이터의 변동성을 최대한 반영할 목적으로 테스트데이터에 대한 RMSE 를 최소화하는 하이퍼파라미터를 요청할 수 있다. 즉, 이를 통해 테스트데이터를 이미 알고 있는 상태에서 훈련데이터를 기반으로 모형을 만들고, 다시 테스트데이터를 예측한다. 테스트데이터를 중심으로 하이퍼파라미터를 도출하였으므로, [도표 17-31]과 같이 테스트데이터에 대하여 과적합되는 경우도 발생할 수 있다. 반드시 훈련데이터에 대해서도 적합이 잘 되었는지를 확인하고 모형을 확정하여야 한다. 이와 같이 하이퍼파라미터에 따른 RMSE 를 최소화하는 구간을 모델러가 설정할 수 있다. 테스트데이터의 크기가 최대한 크게 설정하였다면 전체 데이터를 대상으로 RMSE 를 최소화하는 하이퍼파라미터를 추천한다.
>
> 데이터가 주어진 상황, 모형 개발 단계 및 예측 목적에 따라 이와 같이 다양한 기준으로 모형을 학습시킬 수 있다는 것을 제시한 경우의 예시이다(모형 확정 단계에서 최근의 변동성을 최대한 반영할 목적). 독자는 일반적인 학습모형을 개발하는 경우는 이 책의 ""테스트데이터에 대한 RMSE 가 가장 작은 값을 가진 하이퍼파라미터를 추천함" 문장을 삭제하거나 훈련데이터에 대하여 하이퍼파라미터를 추천하라고 수정하여 테스트하고 결과를 비교하기 바란다(다음 18 장 ARIMA 모형 계열 예제 포함)

P375 하단 내용 추가, 모형에서 사용하는

(수정 후)

- ✓ 자기회귀(AR): 'p'라고 표시되며, 모형에서 사용하는 관측치의 개수이다.

P377. 7 째줄 아래 문장 추가,

(수정 후) ~ 요청한다. 이는 테스트데이터를 훈련 단계에서 반영하겠다는 의미이다.

p395 도표 18-14 에서 X 삭제, S 추가. ARIMA~~X~~ → SARIMA

(수정 후) 도표 18-14. SARIMA(1, 1, 1)(1, 1, 1, 13) 결과 요약(코랩)

아래 페이지 모두 ARIMAX, SARIMA → SARIMA**X** 로 수정합니다.

1) p398 의 8 번째 줄

이번에 ARIMAX 모형을 적용한 → (수정 후) 이번에 SARIMAX 모형을 적용한

2) p399 첫 줄 도표 18-18 과 마지막 줄 도표 18-19

(수정 후) 도표 18-18. SARIMAX(1,1,1)(1,1,1,2)의

(수정 후) 도표 18-19… 튜닝 후, SARIMAX 의 예측결과(코랩)

3) p400 의 6 번째 줄

개발한 모형인 ARIMAX → (수정 후) 개발한 모형인 SARIMAX

P404. 마지막 문장에 다음에 문장 추가,

(수정 후) ~ 지정할 수도 있다. ARIMA, SARIMA, SARIMAX 등 모형 개발을 위해 ChatGPT 요청 시, "테스트데이터" 대신에 "훈련데이터"에 대한 RMSE 가 가장 작은 값을 갖는 하이퍼파라미터를 추천함으로 문장을 수정하거나 문장을 삭제하고 실험하여 결과를 비교할 필요가 있다.

P454, 마지막 문단에서 데이터과학자로 수정, 데이터분석가 → 데이터과학자

(수정 후) 데이터과학자 중심의 4. 모형개발에만

데이터과학자에게 너무 의존하지 말고

P455 도표 21-2 오타 수정 및 도표 명 수정 내용 명확화, 관관객 → 관광객, 월 평균

(수정 후)

도표 21-2. 미래 전망 기준정보(분기 월 평균 전망)

YEAR	QUARTER	중국 수출량	명목선복량	미국 외래 관광객
2021	4Q	27,900,000	24,000,000	2.79
2022	1Q	25,100,000	24,800,000	2.67
2022	2Q	28,100,000	25,100,000	4.24
2022	3Q	27,000,000	24,800,000	5.26
2022	4Q	25,800,000	25,100,000	4.92
2023	1Q	23,300,000	25,200,000	4.46

P456 도표 21-3 오타 수정 및 내용 명확화, 분기정망 → 분기 월 평균 전망

(수정 후)

도표 21-3. 최종 분석요청서의 구성과 주요 내용

단계	요청 내용	주요 내용
1	**기준정보 업로드**	- 실적 데이터와 **중국수출량, 명목선복량, 미국 외래 관광객수**에 대한 분기 전망 데이터 확보
2	**분기 월 평균 전망을 월별 데이터로 변환**	- 분기 월 평균 전망 데이터를 월별 데이터로 전환하여 마트 테이블을 수정
3	**선박의 글로벌 정시성 전망**	- 미국 외래 관광객 예측치를 참조. 2차함수를 통해 선박의 **글로벌 정시성** 월별 전망치를 생성
4	**수요공급비율과 실선복량 생성**	- **수요공급비율**: 중국 수출량/명목선복량, **실선복량**: 선박의 글로벌 정시성x명목선복량
5	**수요전망과 공급전망 생성**	- 중국 수출량과 명목선복량을 참조하여 파생변수인 월별 **수요전망**과 **공급전망** 생성
6	**전처리 데이터 생성 완료**	- **복합 SCFI**를 실적과 전망을 업로드하여 마트 테이블에 추가하고 저장
7	**데이터 검증**	- 실적 데이터와 데이터 전처리한 데이터 간에 불일치하는 값이 있는지 검증

P458 문장과 도표명에 단어를 추가하여 메시지 명확화,

분기 전망 데이터를 → 분기 월 평균 전망 데이터를

(수정 후) 분기 월 평균 전망 데이터를 월별 데이터로 전환하고

도표 21-5. [단계 2. 분기 월 평균 전망을 월별 데이터로 변환]의 요청과 답변