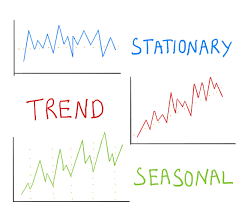
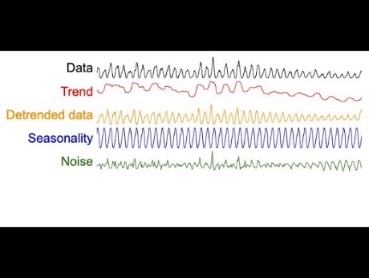
# Introduction and basic concepts



Anders ausgedrückt: Ist die Zeitreihe stationär? Eine stationäre Zeitreihe hat konstante Mittelwerte, Varianzen und keine Abhängigkeit der Statistik von der Zeit.

Gibt es einen Trend? Ein Trend ist eine langfristige Veränderung in den Daten, wie z. B. ein kontinuierlicher Anstieg oder Abfall über die Zeit.

Saisonale Effekte sind wiederkehrende Muster oder Schwankungen in der Zeitreihe, die regelmäßig auftreten (z. B. monatliche oder jährliche Zyklen)

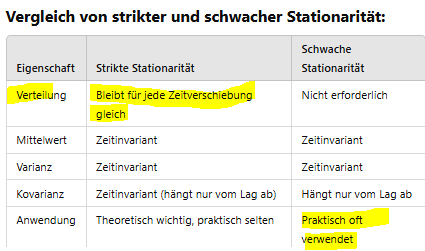
Ein **stationäres Muster** zeigt keine Trends oder Saisonalitäten.

Univariate Zeitreihe:Eine Zeitreihe, bei der nur eine Größe über die Zeit beobachtet wird.

Multivariate Zeitreihe: Falls wir an mehreren Größen interessiert sind, wird eine Sammlung von Zufallsvariablen betrachtet:

Mittelwert: : Varianz: Covariance(Autokovarianz misst, wie stark die Werte der Zeitreihe zu zwei verschiedenen Zeitpunkten miteinander zusammenhängen.) COV: : Autocorrelation: liegt zwischen -1 und 1.

**White Noise**: Zeitreihe wird als White Noise bezeichnet, wenn die Variablen

unabhängig und identisch verteilt (i.i.d.) sind,und der Mittelwert sowie die Varianz zeitlich konstant sind.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Modell with Trend | Moving Average | Non Stationary |
| Nicht stationär | stationär | Nicht stationär |
| Mittelwert hängt von Trend ab | Mittel und Varianz sind konstant | Mittel und Varianz ändert mit Zeit |
|  |  |  |

# Box-Jenkins Modelling: ARIMA Models

ARIMA hilft, zukünftige Punkte in einer Zeitreihe vorherzusagen, indem es: Abhängigkeiten zwischen Beobachtungen (AR: Autoregressiv) nutzt.

Daten durch Differenzierung stationär macht (I: Integriert).Fehler der Vergangenheit glättet (MA: Moving Average).

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| AR (Autoregressiv): Modelliert den aktuellen Wert basierend auf vorherigen Werten.  Beispiel: AR(1) hängt vom Wert des letzten Tages ab. | I (Integriert): Entfernt Trends durch Differenzierung.  Beispiel: Subtrahiere den Wert von gestern vom heutigen. | MA (Moving Average): Modelliert Abhängigkeiten durch vorherige Fehler.  Beispiel: Nutze Fehler der letzten zwei Tage, um den heutigen Wert zu glätten. |
|  |  |  |
| p: Anzahl der autoregressiven (AR) Terme | d: Anzahl der Differenzierungen (Integrated) | q: Anzahl der Moving-Average (MA) Terme. |
| Beispiel: p=2 bedeutet, dass der heutige Wert von den letzten 2 Werten abhängt. | Beispiel: d=1 bedeutet, dass einmal angewendet wird, um Trends zu entfernen. | Beispiel: q=1 bedeutet, dass der heutige Wert durch den Fehler des letzten Tages beeinflusst wird. |
| Plotten Sie die Zeitreihe: Wenn ein Trend sichtbar ist, könnte d≥1d \geq 1d≥1 nötig sein. | Dickey-Fuller-Test (ADF-Test): Ein statistischer Test, um Stationarität zu überprüfen. Wenn die Zeitreihe nicht stationär ist, erhöhen Sie d | Verwenden Sie die Autokorrelationsfunktion (ACF), um die Anzahl der gleitenden Mittelwerte zu bestimmen.  Ein starker Abfall in der ACF zeigt den Wert für q |
| stationär  d=0 und q=0 | grenzstationär  p=0 und d=0d = 0d=0 | nicht stationär  Werte explodieren.  p=0 und q=0 |

Schritte zum Aufbau eines ARIMA-Modells:

1. Zeitreihe stationär machen:

Verwenden Sie Differenzierung, um Trends oder Saisonalität zu entfernen.

Ziel ist es, die Zeitreihe stationär zu machen (konstanter Mittelwert und Varianz).

1. Bestimmen der Parameter ppp, ddd, qqq:

ppp (AR-Term):

Verwenden Sie die partielle Autokorrelationsfunktion (PACF), um die Anzahl der autoregressiven Terme zu bestimmen.

Ein starker Abfall in der PACF zeigt den Wert für ppp.

ddd (Differenzierung):

Bestimmen Sie die Anzahl der Differenzierungen, die nötig sind, um die Daten stationär zu machen.

Überprüfen Sie dies mit Tests wie dem Augmented Dickey-Fuller-Test (ADF).

qqq (MA-Term):

Verwenden Sie die Autokorrelationsfunktion (ACF), um die Anzahl der gleitenden Mittelwerte zu bestimmen.

Ein starker Abfall in der ACF zeigt den Wert für qqq.

1. Modell anpassen:
2. Prognosen erstellen:

# Model Estimation

Der Backward Operator (B) wird in der Zeitreihenanalyse verwendet, um Indizes einer Zeitreihe zu verschieben, Differenzen zu berechnen und Modelle wie ARIMA einfacher darzustellen. Der Backward Operator kann als Matrix dargestellt werden, die eine Zeitreihe "verschiebt". Forward (F) ist das Gegenteil. autoregressive Modell der Ordnung p Backshift Operators (B) wird das Modell vereinfacht geschrieben:

Ein AR(2) Modell: wird zu

Parameter (𝜙,𝜃) für ein gegebenes ARIMA-Modell zu schätzen. ϕ = Der autoregressive Parameter. Θ = Moving-Average-Parameter.

**Drift or Trend entfernen**

Drift und Trend machen ARIMA-Modelle flexibler für reale Daten, die nicht nur zufällige Schwankungen zeigen, sondern auch systematische Änderungen aufweisen.

μ: Driftparameter, der eine konstante Verschiebung in der Zeitreihe modelliert. Zweck: Dieses Modell passt sich Zeitreihen an, die einen konstanten Anstieg oder Abfall im Mittelwert über die Zeit zeigen.

= ARIMA mit drift : Drift in der Praxis = Mittelwert

Zweck: Dieses Modell passt sich Zeitreihen an, die einen systematischen linearen Trend über die Zeit enthalten. Ein ARIMA-Modell mit Trend ist nützlich für Zeitreihen, die einen linearen Trend zeigen und nicht vollständig stationär sind.

Berechnen: Berechnen t sind alle Zeitindizes, y sind alle Werte

Die Yule-Walker-Gleichungen sind eine analytische Methode, um AR-Koeffizienten basierend auf der Autokorrelationsstruktur zu schätzen.

Das Verfahren ist besonders effizient für AR(p)-Modelle und nutzt ein einfaches lineares Gleichungssystem.

AR(2): ϕ**:** Autoregressive Koeffizienten werden gesucht. Da Cov() = Cov()+ Cov()

# Model Diagnostics

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Residuen = Unterschied zwischen den beobachteten Werten der Zeitreihe und den durch das Modell vorhergesagten Werten  Wenn ARIMA-Modell korrekt, sollten die Residuen White Noise sein: Zufällig verteilt ohne erkennbare Muster. Einen Mittelwert von 0 haben. Eine konstante Varianz besitzen. | Schritt 1 :Plotten der Residiums    sollten keine sichtbaren Muster oder Trends aufweisen | 2. Schritt: QQ-Plot der Residuen  Wenn die Punkte entlang der Diagonalen liegen, sind die Residuen normal verteilt |

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Schritt 3: Residuen vs. vorhergesagte Werte  Ziel: Überprüfung, ob die Residuen von den vorhergesagten Werten abhängen.  Die Punkte sollten zufällig verteilt sein, ohne sichtbare Muster oder Trends. Ein systematisches Muster deutet darauf hin, dass das Modell die Daten nicht vollständig erklären kann. | Schritt4: Autokorrelationsfunktion (ACF) der Residuen misst die lineare Abhängigkeit der Residuen. von ihren verzögerten (gelagerten) Werten  bei verschiedenen Verzögerungen 𝑘.-  Wenn nicht Null: q zu klein | Schritt 5: partielle Autokorrelationsfunktion (ACF of the residuals. Verzögerungen  Wenn nicht Null: p zu klein |

Overfitting tritt auf, wenn ein Modell zu komplex ist (z. B. zu viele Parameter 𝑝,𝑞 ), sodass es nicht nur die Daten beschreibt, sondern auch Zufälligkeiten und Rauschen in den Daten modelliert. Ein überangepasstes Modell kann instabil werden und unzuverlässige Schätzungen liefern.

# Time Series Decomposition

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Additives Modell:  Die Zeitreihe wird in Trend  saisonale Effekte und zufällige Schwankungen zerlegt. Verwendung: Geeignet, wenn die Saisonalität unabhängig vom Trend ist. | Multiplikatives Modell:  Die Komponenten werden multiplikativ kombiniert, wodurch sie miteinander interagieren.  Verwendung: Geeignet, wenn die Saisonalität mit dem Trend skaliert (z. B. größere Schwankungen bei steigendem Trend). | Pseudo-additives Modell:  Verwendung: Für komplexe Zeitreihen, die weder rein additiv noch rein multiplikativ sind. |

Die Saisonalität ist oft K-periodisch (z. B. mit einer Periode von 12 Monaten).

Saisonalität wird durch ACF-Plots sichtbar gemacht, und wiederkehrende Muster geben die Periode an.

**Saisonbereinigte Zeitreihen:**

Entfernen wiederkehrender saisonaler Muster, um langfristige Trends und zufällige Schwankungen besser zu analysieren.

Prognose: Ein saisonbereinigtes Modell (z. B. ARIMA) ist oft einfacher und effektiver für Vorhersagen.

|  |  |
| --- | --- |
| **Schätzung des Trends**  Zuerst wird der langfristige Trend geschätzt, z. B. mit einem (Moving Averages) oder einem Modell wie ARIMA. | **Schätzung der Saisonalität**  saisonalen Effekte über eine komplette Periode hinweg im Durchschnitt neutralisiert werden. |
| K-Moving Average (K-MA)  K muss ungerade sein. m: Anzahl der Perioden auf jeder Seite des aktuellen Wertes t.    **Regression Smoothing**  Flexibilität: Kann kurzfristige Trends besser erkennen,  Genauigkeit: Beschreibt die Dynamik der Zeitreihe präziser als einfache gleitende Durchschnitte, insbesondere bei Daten mit sich ändernden Trends. | **Double Moving Average**  Zweites glätten der Ergebnisse  **Weighted Moving Average (WMA)**  Hinzufügen von Gewicht a. Die Summe aller a =1 skaliert  Fexibler als der einfache gleitende Durchschnitt, da er Trends in den Daten besser berücksichtigt.  **Regression Smoothing**  Anstelle eines einfachen Durchschnitts wird der Trend durch eine lineare Funktion lokal angenähert:  Geschätzter lokaler Achsenabschnitt: a(t)  Geschätzte lokale Steigung b(t)  Die geglättete Zeitreihe ergibt sich dann als: |

# Multicatiate TS & Causality

Bei multivariaten Zeitreihen werden mehrere Variablen (p Zeitreihen) gleichzeitig beobachtet, die möglicherweise voneinander abhängen.

Vector Autoregressive Model (VAR)

Erweiterung autoregressiver Modelle (AR-Modelle) auf multivariate Zeitreihen. Jede Zeitreihe wird als Linearkombination ihrer eigenen vergangenen Werte und der vergangenen Werte anderer Zeitreihen modelliert. Verwendung von VAR-Modellen: Analyse der Kausalität zwischen Variablen. Prognosen für multivariate Zeitreihen. mUntersuchung der Dynamik und Interaktionen zwischen Variablen. Die Schätzung von Φ erfolgt typischerweise durch das **Kleinste-Quadrate-Verfahren (Least Squares)** oder durch **Maximum-Likelihood-Schätzung**.

Die Zeitreihen müssen stationär gemacht werden (z. B. durch Differenzierung), bevor kausale Beziehungen untersucht werden.

Kreuzkorrelation (Cross-Correlation)

Die Kreuzkorrelation misst den Zusammenhang zwischen zwei Zeitreihen bei verschiedenen Verzögerungen (k= Lags).

Umgang mit Scheinzusammenhängen: Modelle mit rohen Daten können zu falschen Schlussfolgerungen führen.

Differenzierung: Entfernt Trends und saisonale Muster, wodurch echte Zusammenhänge identifiziert werden können. Cointegration:Für nichtstationäre Zeitreihen, die langfristig miteinander verbunden sind (z. B. Wechselkurse und Zinssätze).

**Granger Causality Test:** vergangenen Werte von X zusätzliche Informationen liefern, um Y besser vorherzusagen, als dies nur durch die vergangenen Werte von Y selbst möglich wäre.

**F-Test** vergleicht die Vorhersagekraft eines eingeschränkten und eines erweiterten Modells.Die Nullhypothese wird verworfen, wenn die Hinzunahme von X die Vorhersage von Y signifikant verbessert. Die Berechnung der F-Statistik basiert auf den Residual Sum of Squares (RSS) beider Modelle.

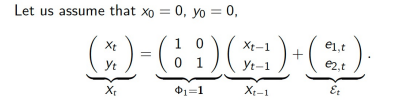
# Cointegration

Nichtstationäre Zeitreihen: Kointegration bezieht sich auf Zeitreihen, die individuell nichtstationär sind, d. h., sie zeigen Trends oder sich verändernde statistische Eigenschaften (z. B. Mittelwert und Varianz ändern sich im Zeitverlauf).

Eine **lineare Kombination** dieser nichtstationären Zeitreihen kann **stationär** sein.

Langfristige Beziehung: Kointegration deutet darauf hin, dass die Zeitreihen eine langfristige Gleichgewichtsbeziehung haben.

Fehlerkorrektur: Wenn Kointegration vorliegt, tendieren kurzfristige Abweichungen von der langfristigen Beziehung dazu, sich selbst zu korrigieren.

Wenn dann gilt Dies impliziert, dass x und y nicht unabhängig sind und möglicherweise kointegriert sind (sie folgen einer gemeinsamen Gleichgewichtsbeziehung).

Problemstellung:

(Einkommen) und (Konsum) sind beide nichtstationäre Zeitreihen (sie besitzen Einheitswurzeln).

Lösung durch Differenzierung Um Stationarität zu erreichen, können die Differenzen der Zeitreihen betrachtet werden:

Veränderung des Konsums, hat einen Zusammenhang (Steigung) mit dem Einkommen. Obwohl diese Methode statistisch korrekt ist, liefert sie ökonomisch oft keine bedeutungsvolle Interpretation, da sie langfristige Gleichgewichtsbeziehungen zwischen den Variablen ignoriert.

**Error Correction Model (ECM):**

**Engle-Granger-Tests** Überprüfung, ob zwei nichtstationäre Zeitreihen X und Y eine kointegrierte Beziehung besitzen.

Wenn die Residuen einer linearen Kombination dieser Zeitreihen stationär sind, besteht eine langfristige Gleichgewichtsbeziehung.

Nichtstationarität von beiden Reihen mit Augmented Dickey-Fuller-Test (ADF)

**lineare Regression** durch

**Test der Residuen auf Stationarität**: Verwende dazu erneut den **ADF-Test**.

**Ergebnis:** Wenn die Residuen stationär sind, sind x und y **kointegriert**.

Geringe Teststärke:Der Test tendiert dazu, die Hypothese der Kointegration zu oft abzulehnen. wegen empfindlichkeit auf kleine Abweichungen und Verzerrungen.

Begrenzung auf zwei Zeitreihen: Für mehr als zwei Zeitreihen ist der Johansen-Test eine bessere Wahl.

# Heteroskedasticity

Heteroskedastizität tritt auf, wenn die **Varianz der Fehlerterme** einer Zeitreihe nicht konstant ist.

Dies ist ein häufiges Phänomen in finanziellen Zeitreihen, bei denen Perioden hoher Volatilität (Schwankungen) oft von weiteren Perioden hoher Volatilität gefolgt werden.

Volatility Clustering:In der Zeitreihe (oben) sind Phasen mit hoher Volatilität (große Schwankungen) und niedriger Volatilität sichtbar.

Dieses Verhalten wird als Volatility Clustering bezeichnet, ein charakteristisches Merkmal heteroskedastischer Zeitreihen.

# Time Series Topics

Was unterscheidet strikte und schwache Stationarität?Strikte Stationarität: Die gemeinsame Verteilung ist unabhängig von der Zeit. Schwache Stationarität: Mittelwert, Varianz und Autokovarianz sind unabhängig von der Zeit.

Was ist Autokorrelation? Die Korrelation einer Zeitreihe mit ihren eigenen verzögerten (lagged) Werten.

Was ist die partielle Autokorrelationsfunktion (PACF)? Sie zeigt die Korrelation zwischen einer Zeitreihe und einem spezifischen Lag, nachdem der Einfluss anderer Lags entfernt wurde.

Was bedeutet ein Trend in einer Zeitreihe? Ein langfristiger Anstieg oder Abfall des Niveaus der Zeitreihe.

Welche Methoden gibt es, um eine Zeitreihe zu dekomponieren? Additive und multiplikative Dekomposition.

Was ist ein AR-Modell (Autoregressives Modell)? Ein Modell, bei dem der aktuelle Wert von den vergangenen Werten abhängt.

Was ist ein MA-Modell (Moving Average)? Ein Modell, das vergangene Fehlerwerte berücksichtigt.

Was ist ein ARMA-Modell? Ein kombiniertes Modell aus AR- und MA-Komponenten.

Wann verwendet man ein ARIMA-Modell? Wenn die Zeitreihe nicht stationär ist und durch Differenzierung stationär gemacht werden muss.

Wie wird die Ordnung q in einem ARIMA-Modell bestimmt? Durch die ACF (Autokorrelationsfunktion).

Was ist ein ARCH-Modell? Ein Modell für Zeitreihen mit Volatility Clustering, bei dem die Varianz zeitabhängig ist.

Was ist ein GARCH-Modell? Eine Verallgemeinerung des ARCH-Modells, das sowohl kurzfristige als auch langfristige Varianzeffekte berücksichtigt.

Was ist der Augmented Dickey-Fuller-Test (ADF)? Ein Test zur Überprüfung der Stationarität einer Zeitreihe.

Wie prüft man die Güte eines ARIMA-Modells? Durch die Analyse der Residuen (sie sollten wie White Noise aussehen).

Was ist der McLeod-Li-Test? Ein Test auf Heteroskedastizität in den Residuen eines ARMA-Modells.

Wie überprüft man Saisonalität in einer Zeitreihe? Durch die Analyse der Autokorrelationsfunktion (ACF).

Was ist White Noise? Eine Serie von unabhängigen und identisch verteilten Zufallswerten.

Was ist Kointegration? Eine Beziehung zwischen zwei oder mehr nicht-stationären Zeitreihen, die zusammen stationär sind.

Was ist der Granger-Kausalitätstest? Ein Test, um festzustellen, ob eine Zeitreihe eine andere vorhersagen kann.

Was ist eine spurious regression? Eine falsche Korrelation zwischen zwei Zeitreihen, die auf Nicht-Stationarität beruht.

Wie testet man auf Kointegration? Mit dem Engle-Granger-Test oder Johansen-Test.

Was ist Volatility Clustering? Wenn hohe Volatilität in einer Zeitreihe auf hohe Volatilität folgt (und umgekehrt).

Was sind die Hauptkomponenten eines GARCH-Modells? Bedingte Varianz und Fehlerterme.

Was unterscheidet ARCH von GARCH? ARCH berücksichtigt nur vergangene Fehler, während GARCH auch vergangene Varianzen einbezieht.

Was sind standardisierte Residuen? Residuen, die durch die geschätzte Standardabweichung geteilt werden.

Warum sind GARCH-Modelle wichtig? Sie modellieren zeitabhängige Varianz, insbesondere in Finanzzeitreihen.

Wie kann man fehlende Werte in einer Zeitreihe behandeln? Durch Interpolation, gleitende Durchschnitte oder Modellschätzungen.

Was ist der Unterschied zwischen Trend und Drift? Ein Trend ist langfristig; Drift beschreibt eine gleichmäßige Verschiebung.

Was ist Dynamic Time Warping (DTW)? DTW ist ein Algorithmus zur Messung der Ähnlichkeit zwischen zwei Zeitreihen, auch wenn sie unterschiedlich lang sind oder zeitliche Verschiebungen aufweisen.

Wie wird DTW für Clustering verwendet? DTW wird als Distanzmaß verwendet, um Ähnlichkeiten zwischen Zeitreihen zu berechnen, die dann in Clustering-Algorithmen wie k-means oder hierarchischem Clustering eingesetzt werden.

Welche Features können aus Zeitreihen extrahiert werden, um k-means zu verwenden? Statistische Merkmale (z. B. Mittelwert, Varianz), Frequenzmerkmale (z. B. Fourier-Transformation), oder trendbasierte Merkmale.

Was ist eine Herausforderung beim Clustering von Zeitreihen? Die hohe Dimensionalität der Daten und Unterschiede in der Länge der Zeitreihen.

Wie können Random Forests für Zeitreihenprognosen genutzt werden? Indem verzögerte Werte (Lagged Features) und externe Regressoren als Eingaben erstellt werden.

Was sind externe Regressoren in Zeitreihenmodellen? Zusätzliche Variablen (z. B. Wetterdaten, Feiertage), die die Zeitreihe beeinflussen können.

Was ist der Vorteil von Machine Learning-Modellen gegenüber ARIMA? ML-Modelle können komplexere Muster und externe Variablen besser berücksichtigen.

Was ist ein Nachteil von ML-Modellen für Zeitreihen? Sie berücksichtigen oft keine explizite zeitliche Struktur wie saisonale Muster und benötigen manuelle Feature-Engineering-Schritte.

Was ist die Hauptidee hinter Temporal Fusion Transformers (TFT)? TFT kombiniert zeitliche Abhängigkeiten und erklärende Variablen und nutzt Attention-Mechanismen, um relevante Zeitpunkte zu identifizieren.

Wie funktioniert die Anomalieerkennung mit Isolation Forest? Isolation Forest isoliert Anomalien durch wiederholtes Partitionieren der Daten. Beobachtungen, die leicht isoliert werden, sind potenzielle Anomalien.

Wie können Autoencoder zur Anomalieerkennung verwendet werden? Ein Autoencoder wird trainiert, um die Eingabezeitreihe zu rekonstruieren. Hohe Rekonstruktionsfehler deuten auf Anomalien hin.

Wie unterscheiden sich statistische und ML-basierte Anomalieerkennung? Statistische Methoden (z. B. Z-Score) verwenden festgelegte Regeln, während ML-Methoden Muster in den Daten lernen.

Wie können saisonale Anomalien erkannt werden? Durch Entfernen von Saisonalität (z. B. mit STL-Dekomposition) und Analyse der Residuen.

Was sind Beispiele für Anwendungen der Anomalieerkennung in Zeitreihen? Netzwerküberwachung, Betrugserkennung, Maschinenausfallvorhersage.

Was ist ein State-Space-Modell? Ein Modell, das die Entwicklung eines Systems durch latente Zustände und Beobachtungen beschreibt.

Wofür wird der Kalman-Filter verwendet? Zur Schätzung von Zuständen in dynamischen Systemen mit verrauschten Beobachtungen.

Was ist der Unterschied zwischen State-Space-Modellen und ARIMA? State-Space-Modelle können mit fehlenden Daten und zeitlich variierenden Parametern umgehen.

Wie wird der Kalman-Filter bei Zeitreihen eingesetzt? Für Glättung, Interpolation und Vorhersage in verrauschten Zeitreihen.

Wann sollte man State-Space-Modelle verwenden? Wenn die Daten fehlende Werte enthalten oder die Systemdynamik über die Zeit variiert.

Was ist TBATS? Ein Modell, das komplexe saisonale Muster und Trends in Zeitreihen erfasst.

Wann sollte Prophet verwendet werden? Bei Zeitreihen mit nichtlinearen Trends, Feiertagseffekten und mehreren Saisonalitäten.

Wie modelliert Prophet Feiertagseffekte? Feiertage werden explizit als externe Regressoren modelliert.

Wie wird Multiple Saisonalität in TBATS behandelt? Durch die Verwendung von trigonometrischen Funktionen und Box-Cox-Transformationen.

Welche Vorteile haben Modelle wie TBATS und Prophet? Sie sind flexibel, einfach zu verwenden und erfordern wenig manuelle Modellierung.

Was ist der Unterschied zwischen Feature-Extraktion und Dimensionalitätsreduktion? Feature-Extraktion generiert neue Merkmale; Dimensionalitätsreduktion reduziert die Anzahl der Merkmale.

Bei der Anwendung von Machine Learning-Modellen.

* 2 Seiten
* 50 Fragen zu TS in Chatgpt
* Taschenrechner testen wegen Varianz