# Assignment 9

**Angewandte Modellierung 25**

Carl Colmant

June 29, 2025

## Exercise 1.

Um eine Verteilung für den Zug und dne Bus zu berechnen müssen wir zuerst die Ankunftszeiten in Integer Werte umwandeln, dazu habe ich die Zeiten in Minuten umgerechnet. Dann dann habe ich die in der Aufgabe vorgegebenen Werte als Variablen definiert. Der Zug ist nun zu spät wenn der Wert der Zufallsvariable größer ist als 525 (8:45) ist. Außerdem habe ich die Wahrscheinlichkeit für den Bus berechnet, dass dieser for dem Zug abfährt.

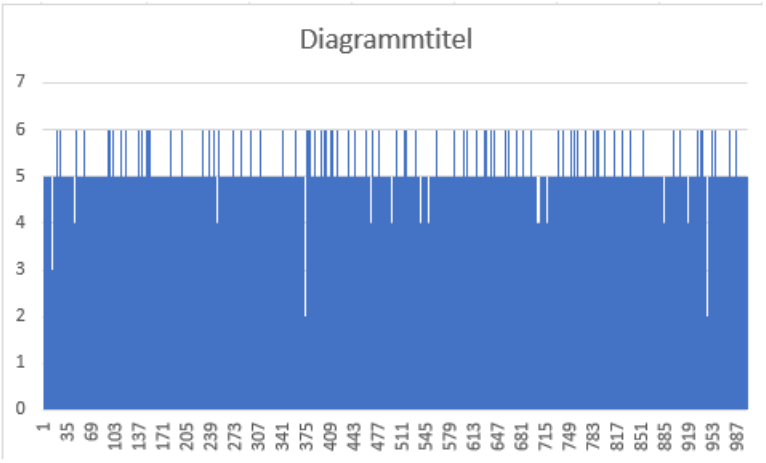
```python
from scipy.stats import norm

# Convert times to “minutes after midnight”
mu_train    = 8*60 + 44   # 08:44 → 524 min
sigma_train = 3           # minutes
due_train   = 8*60 + 45   # 08:45 → 525 min

mu_bus      = 8*60 + 50   # 08:50 → 530 min
sigma_bus   = 1           # minutes

# 1) P(train is late) = P(X_train > 525)
p_train_late = 1 - norm.cdf(due_train, loc=mu_train, scale=sigma_train)

# 2) P(bus departs before train arrives) = P(X_train - Y_bus > 0)
mu_diff     = mu_train - mu_bus
sigma_diff  = (sigma_train**2 + sigma_bus**2)**0.5
p_bus_before_train = 1 - norm.cdf(0, loc=mu_diff, scale=sigma_diff)
```

```r
# Convert times to “minutes after midnight”
mu_train    <- 8*60 + 44  # 524
sigma_train <- 3
due_train   <- 8*60 + 45  # 525

mu_bus      <- 8*60 + 50  # 530
sigma_bus   <- 1

# 1) P(train is late)
p_train_late <- 1 - pnorm(due_train, mean = mu_train, sd = sigma_train)

# 2) P(bus leaves before train arrives)
mu_diff      <- mu_train - mu_bus
sigma_diff   <- sqrt(sigma_train^2 + sigma_bus^2)
p_bus_before_train <- 1 - pnorm(0, mean = mu_diff, sd = sigma_diff)

cat("P(train arrives after 08:45) =", round(p_train_late, 4), "\n")
cat("P(bus leaves before train arrives) =", round(p_bus_before_train, 4), "\n")
```

Ausgabe: P(train arrives after 08:45) = 0.3694
P(bus leaves before train arrives) = 0.0289

## Exercise 2.

Nach mehr stündigen versuchen blicke ich durch Exel einfach nicht durch deshalb ist meine 2. Aufgabe leider fehlerhaft. Für die Monte Carlo simulation habe ich zuerst die Würfelboxwurf probiert zu simulieren dafür habe ich eine Zufals zahl gebildet und diese dann auf die sumierten Seiten Wahrscheinlichkeiten abgebildet. Hier bei ist es leider zu starken komplikationen gekommen, zu erst hatte ich viele #NV Errors, die ich bis jetzt nicht verstanden haben immer wenn die 6 gewürfelt wurde. Darauf hin habe ich diese einfach mit =WENNFEHLER() auf die 6 abgebildet. Zum testen habe ich eine Wahrscheinlichkeitsverteilung genommen in der die 6 mit 71% Wahrscheinlichkeit geworfen wird.




Wie man sehen kann ist das aber nicht passiert, die 6 wurde nur selten gewürfelt das liegt daran wie die Zufallszahlen generiert werden. Ich generiere eine Zahl zwischen 0 und 1 und bilde dann die zahl darauf ab dessen summe aller vorigen Wahrscheinlichkeiten am nächsten ist. So sollte es zu mindest funktionieren aber weil ich wenig ahnung von Exel habe scheint die funktion etwas anderes zu machen, anders kann ich mir die Verteilung nicht erklären. Darauf hin habe ich mit den gleichen Formeln wie die vorgegebenen werten diese Werte errechnet.

| | |
|---|---|
| **Simulation Mean** | 4,68 |
| **Simulation Variance** | 7,108 |
| **Simulation St Dev** | 2,666008252 |

## Exercise 3.

In dieser Aufgabe sollten mögliche Entwicklungen eines Unternehmens simuliert werden bzw. eines Produktes. Dazu habe ich aus den gegebenen mittelwerten und Standardabweichungen eine Normalverteilung generiert. Diese habe ich dann 1000 mal ausgewertet und die spalten von den kosten (Producktion, fixcost, Payroll) von den Einnahmen (Gros) abgezogen diese Ergebnisse habe ich dann in der Spalte Net gespeichert und dann die Gesuchten Werte von der Aufgabe berechnet. Für die durchschnittliche Profitabilität habe ich =SUMME(WENN(G6:G1005>0;1;0))/1000 benutzt (G6:G1005 ist die Spalte Net).Für Min und Maximum der samples habe ich die =MIN(Sample) bzw =MAX(sample) Funktion benutzt und für den Durchschnittswert alle Werte Aufsummiert und durch 1000 geteilt. Für die Standardabweichung habe ich =STABW.S(G6:G1005) benutzt.

| | |
|---|---|
| **pr(Profit)** | 0,878 |
| | |
| **Minimum** | -83,3394 |
| **Maximum** | 118,968 |
| **Mean** | 34,4058 |
| **St Deviati** | 29,7615 |

## Exercise 4.

Die Monte Carlo Methode zur Berechnung von $\pi$ ist relativ simple, man generiert random punkte in einem viertel-kreis und bildet den Anteil der Punkte die im Kreis liegen zu der Gesamtzahl der Punkte. Der Anteil der Punkte im Kreis sollte dann $\frac{\pi}{4}$ sein.

```python
def estimate_pi(n):
    count = 0
    for _ in range(n):
        x = random.random()
        y = random.random()
        if (x - 0.5)**2 + (y - 0.5)**2 <= 0.5**2:
            count += 1
    return 4 * count / n
```

```r
# Übung 4: Monte-Carlo-Schätzung von π
estimate_pi <- function(n) {
  x <- runif(n)
  y <- runif(n)
  inside <- (x - 0.5)^2 + (y - 0.5)^2 <= 0.5^2
  return(mean(inside) * 4)
}
```

## Exercise 5.

In dieser Aufgabe soll das Beta-integral approximiert werden. Die Funktion ist gegeben mit

$$B(0.5, 2) = \int_0^1 x^{-0.5}(1-x)^{2-1}dx$$

Als Riemann Summe geschrieben erhalten wir dann:

$$B(0.5, 2) = \sum_{i=0}^{1} x^{-0.5}(1-x)^{2-1} = \frac{1}{N}\sum_{i=0}^{N} x^{-0.5}(1-x)^{2-1}$$

Das bewerkstelligt folgender Python Code:

```python
def estimate_beta(z, w, n):
    total = 0.0
    for _ in range(n):
        x = random.random()
        total += x**(z - 1) * (1 - x)**(w - 1)
    return total / n
```

```r
# Übung 5: Monte-Carlo-Integral für die Beta-Funktion
estimate_beta <- function(z, w, n) {
  x <- runif(n)
  return(mean(x^(z - 1) * (1 - x)^(w - 1)))
}
```

## Github

Wie immer sind alle meine benutzten Dateien auf meinem Github zu finden.