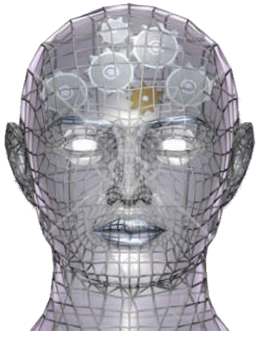


Westfälische Hochschule
Gelsenkirchen Bocholt Recklinghausen
University of Applied Sciences

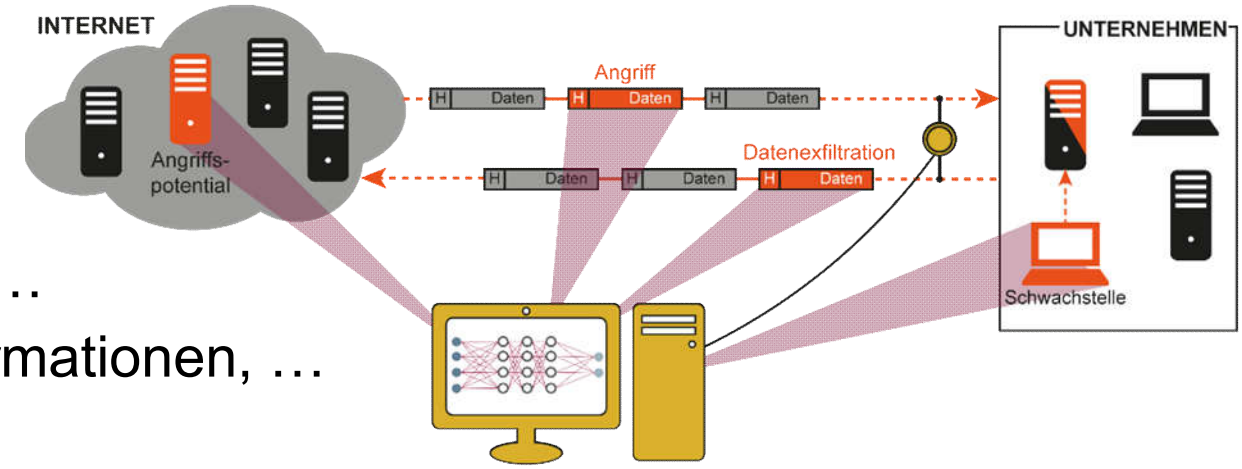
Künstliche Intelligenz *und* Cyber-Sicherheit

Prof. Dr. (TU NN)
Norbert Pohlmann

Institut für Internet-Sicherheit – if(is)
Westfälische Hochschule, Gelsenkirchen
http://www.internet-sicherheit.de

if(is) internet-sicherheit.

Künstliche Intelligenz
→ und Cyber-Sicherheit



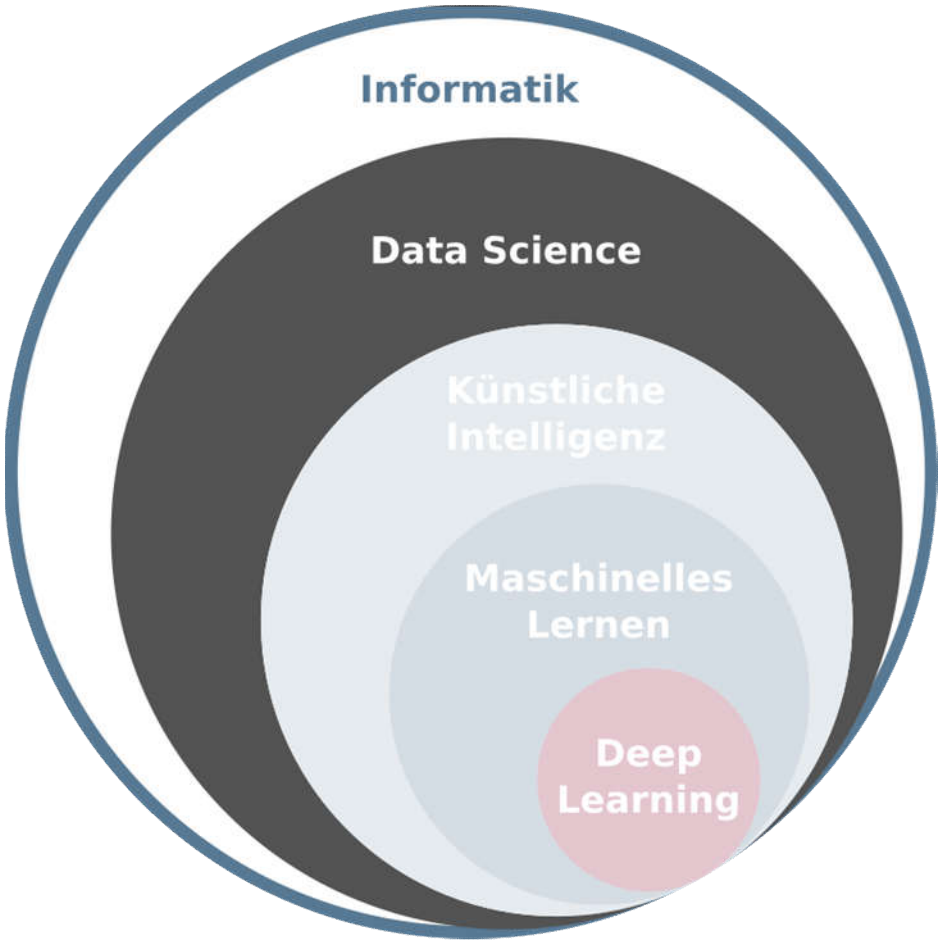
- Die **Erkennungsrate von Angriffen** wird durch KI deutlich **erhöht**
  - Netzwerk, IT-Endgeräte, …
  - Sicherheitsrelevante Informationen, …

- **Unterstützung von Cyber-Sicherheitsexperten**
  (von denen wir nicht genug haben)
  - Erkennen von **wichtigen** sicherheitsrelevanten Ereignissen
  - Teilautonomie bei Reaktionen, …

- Die **Wirkung** von Cyber-Sicherheitslösungen **erhöhen**
  - Leisten einen Beitrag zu einer erhöhten Resilienz und Robustheit
  - Z.B.: Risikobasierte und adaptive Authentifizierung

© Prof. Norbert Pohlmann, Institut für Internet-Sicherheit - if(is), Westfälische Hochschule, Gelsenkirchen

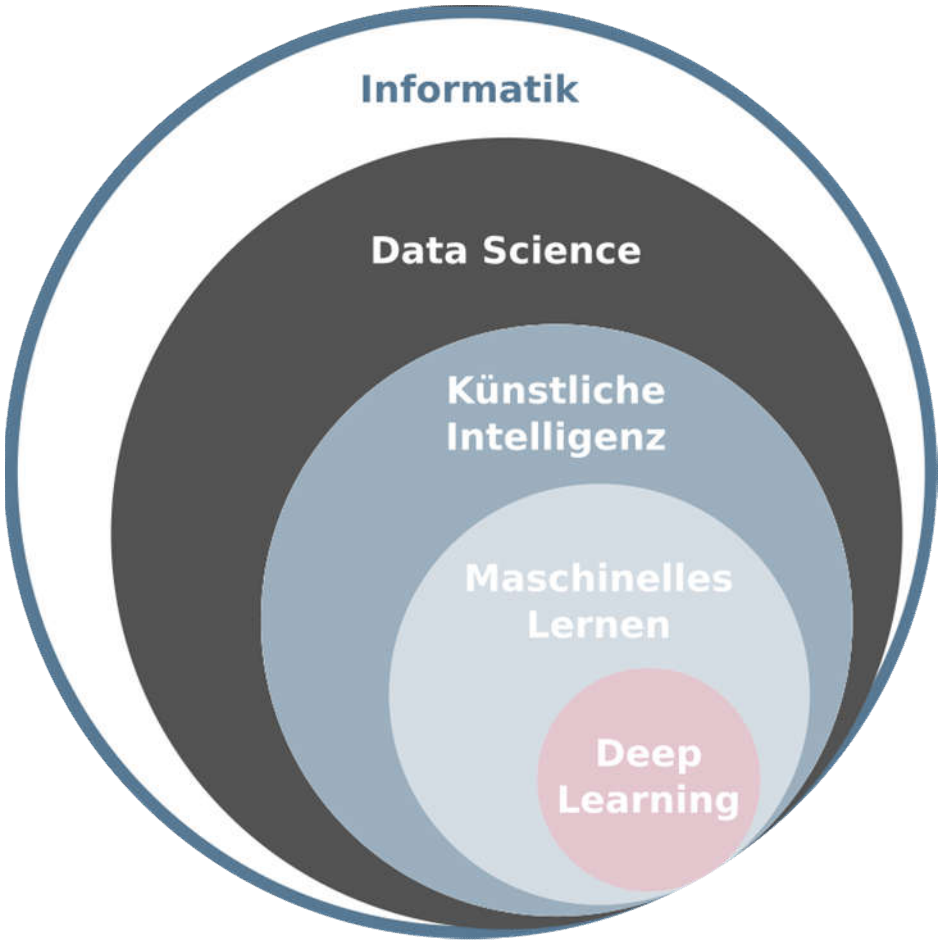
Einordnung
→ Data Science



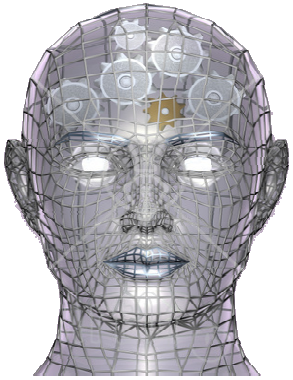
- **Data Science** bezeichnet generell die **Extraktion von Wissen aus Daten**.
- **Da es immer mehr Daten gibt, kann auch immer mehr Wissen daraus abgeleitet werden.** *(Wichtig: Daten müssen Informationen erhalten)*
- Abgrenzung zur künstlichen Intelligenz:
  - Statistiken
  - Kennzahlen
  - Datenerhebung

© Prof. Norbert Pohlmann, Institut für Internet-Sicherheit - if(is), Westfälische Hochschule, Gelsenkirchen

Einordnung
→ Künstliche Intelligenz

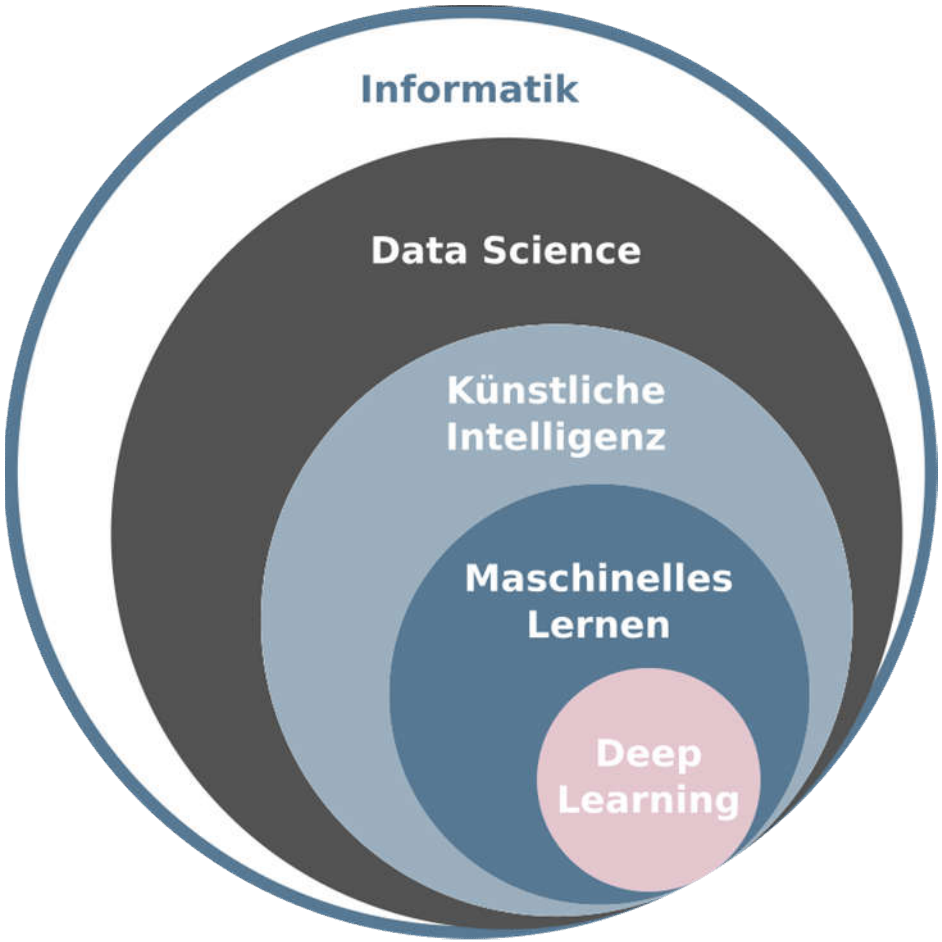


- **Künstliche Intelligenz** ist ein Fachgebiet der Informatik
- setzt intelligentes Verhalten in Algorithmen um
- (Ziel)
  - **automatisiert „menschenähnliche Intelligenz“ nachzubilden**.
  - **Starke „Künstliche Intelligenz“** (Zukunft)
    - Superintelligenz
    - **Singularität** („Maschine“ verbessert sich selbst, sind intelligenter als Menschen)



© Prof. Norbert Pohlmann, Institut für Internet-Sicherheit - if(is), Westfälische Hochschule, Gelsenkirchen

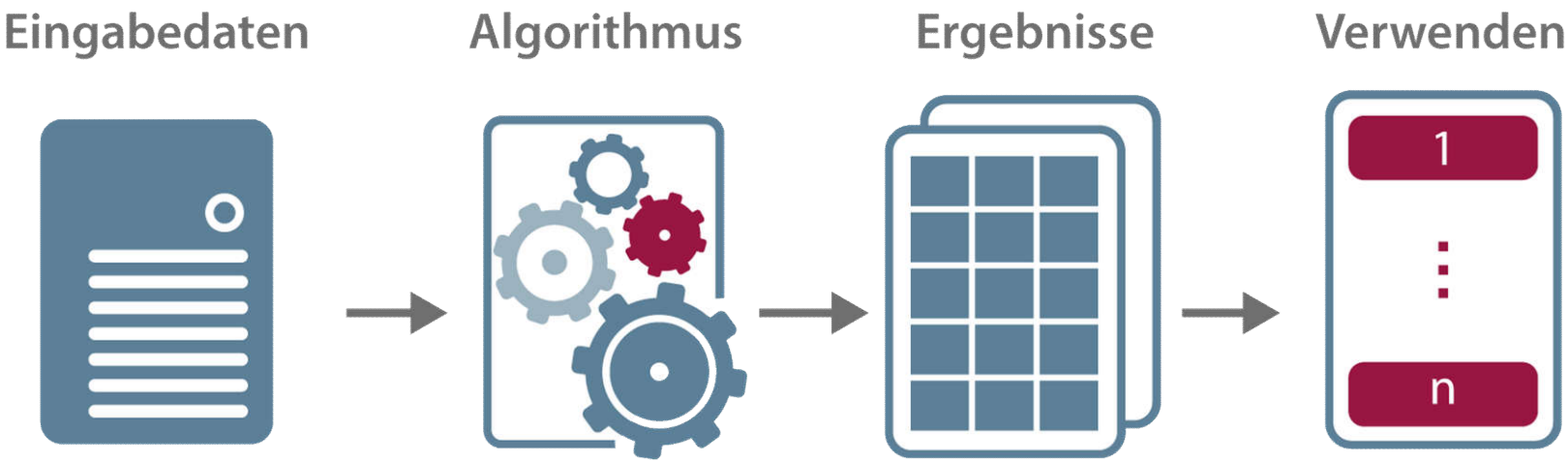
Einordnung
→ Maschinelles Lernen



- **Maschinelles Lernen** ist ein Begriff für die „künstliche“ **Generierung von Wissen aus Erfahrung** durch Computer.
- In **Lernphasen** lernen entsprechende ML-Algorithmen aus Beispielen **Muster und Gesetzmäßigkeiten**.
- Daraus erstehende Verallgemeinerungen können auf neue Daten angewendet werden.
- **Schwache „Künstliche Intelligenz“** (wird heute erfolgreich umgesetzt)

© Prof. Norbert Pohlmann, Institut für Internet-Sicherheit - if(is), Westfälische Hochschule, Gelsenkirchen

Maschinellen Lernens
→ Workflow



Eingangsdaten
Daten müssen Information enthalten, „aufbereitet“ werden, …

Algorithmen (ML)
Support-Vector-Machine (SVM), k-Nearest-Neighbor (kNN), … Deep Learning

Ergebnisse
Ergebnisse aus der Verarbeitung (Algorithmus) der Eingangsdaten …

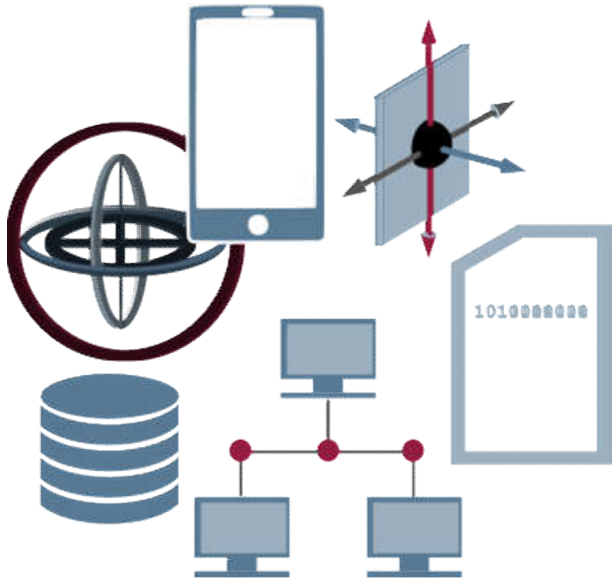
Verwendung
Die Anwendung entscheidet, wie Ergebnisse verwendet werden *(Vertrauen)*.

© Prof. Norbert Pohlmann, Institut für Internet-Sicherheit - if(is), Westfälische Hochschule, Gelsenkirchen

Künstliche Intelligenz
→ Eingabedaten

Erfolgsfaktor: Immer **mehr** vorhandene **Daten**

- ***Smartphone, SmartWatch*** (körpernah, personenorientiert)
  - Lage- und Beschleunigungssensoren, Nutzereingaben, Benutzerverhalten
- ***Computer***
  - Nutzereingaben, Benutzerverhalten, Log Daten
- ***Netzwerke, Netzwerkkomponenten (Router, Firewall, …)***
  - Protokolldaten, Log Daten
- ***Web-Dienste***
  - Benutzerverhalten, …
- ***IoT (Internet of Things)***
  - Sensorik und Aktorik
- ***Auto, …***



© Prof. Norbert Pohlmann, Institut für Internet-Sicherheit - if(is), Westfälische Hochschule, Gelsenkirchen

Künstliche Intelligenz
→ Leistungsfähige IT und Algorithmen

Erfolgsfaktor: **Leistungsfähigkeit** der IT-Systeme

- **enorme Steigerung** (CPU, RAM, …) 20 CPU Kerne, 64 GB Arbeitsspeicher, 1 TB SSD, usw. Spezial-Hardware: GPUs, FPGA, TensorFlow PU (TPU),…

  … Parallelisierung, Kommunikationsgeschwindigkeiten, spezielle Software-Frameworks, …
- **leistungsfähige Cloud-Lösungen**, wie Amazon Web Services, Microsoft Azure, Google Cloud Platform und die IBM Cloud.

Erfolgsfaktor: **Algorithmen**

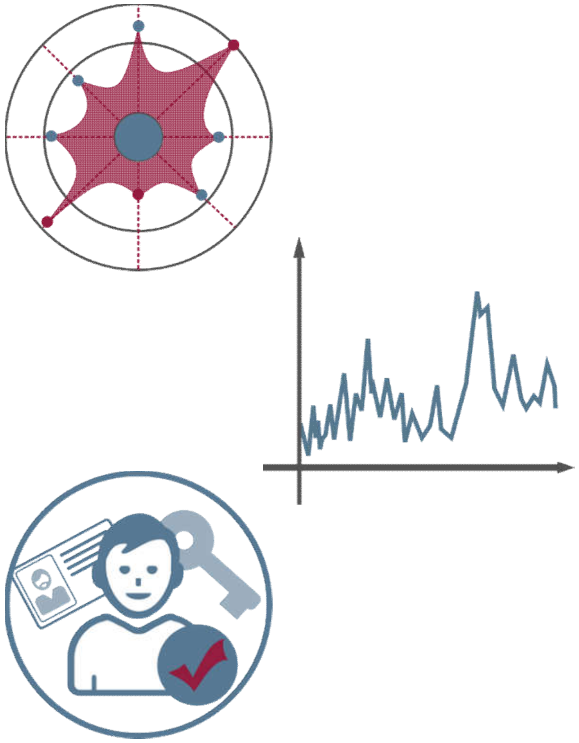
- Immer **bessere Algorithmen**
- Immer **mehr Erfahrungen** mit dem Umgang
- Immer **einfacherer Zugang** zu den Technologien und Diensten
- Beispiele: Support-Vector-Machine (SVM), k-Nearest-Neighbor (kNN), k-Means-Algorithmus, Hierarchische Clustering-Verfahren, Convolutional Neural Network

© Prof. Norbert Pohlmann, Institut für Internet-Sicherheit - if(is), Westfälische Hochschule, Gelsenkirchen

Künstliche Intelligenz
→ Ergebnisse und Verwendung

Ergebnisse sind **Modelle** zu den gelernten Eingabedaten

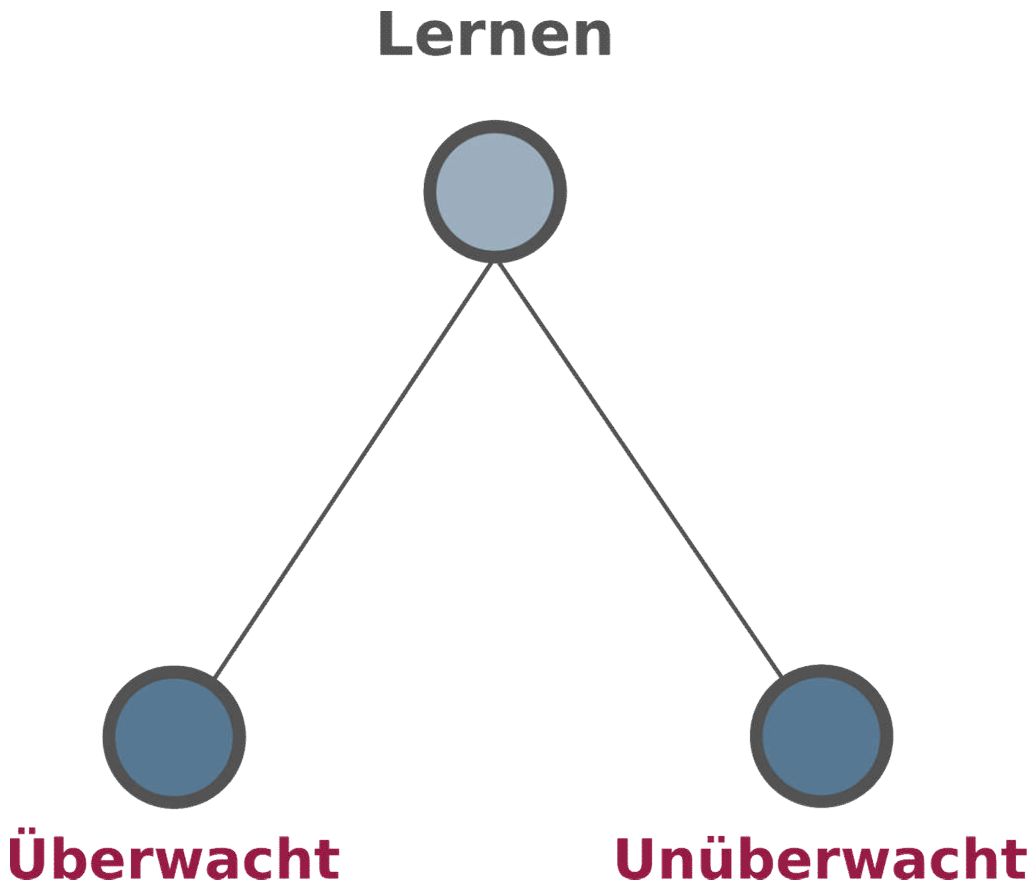
- **Nutzung** der Modelle führt zur konkreten **Anwendung**, z.B.:
  - **Klassifizierung** der Eingangsdaten, wie ***Erkennung von Angriffen***
  - **Numerische Werte**, wie Hinweise zur ***Verbesserung eines Produkts***
  - **Binäre Werte**, wie eine ***erfolgreiche biometrischer Authentifizierung***



Verwendung: Policy, wie die Ergebnisse genutzt werden sollen.

© Prof. Norbert Pohlmann, Institut für Internet-Sicherheit - if(is), Westfälische Hochschule, Gelsenkirchen

Maschinelles Lernen
→ Kategorien des Lernens



© Prof. Norbert Pohlmann, Institut für Internet-Sicherheit - if(is), Westfälische Hochschule, Gelsenkirchen

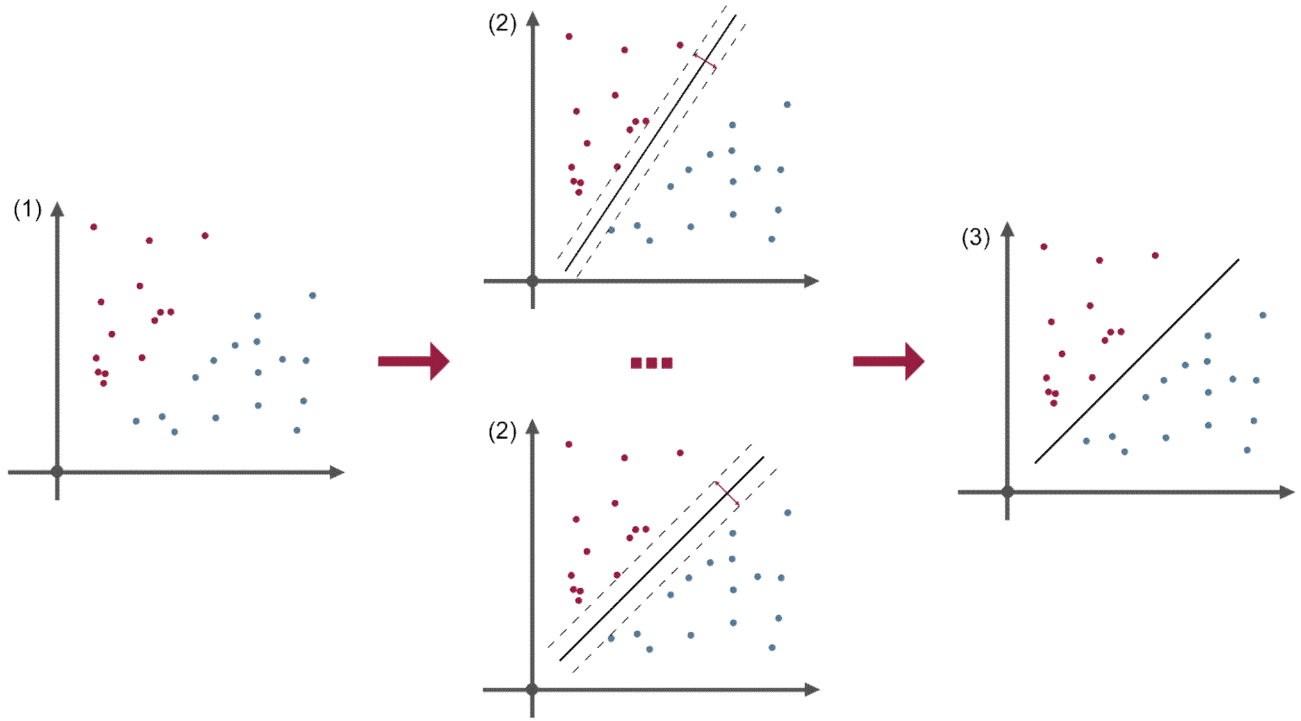
ML-Algorithmus
→ Überwachtes Lernen

- Ziele des überwachten Lernens
  - **Regression:** Vorhersagen von numerischen Werten
  - **Klassifizierung:** Einteilung von Daten in Klassen
- Beispiel
  - Erkennung von Spam-Mails
- Eingabedaten enthalten erwartete Ergebnisse
- **Einteilung der Daten in Trainings- und Testmengen**
- **ML-Algorithmus, z.B.:**
  - Support-Vector-Machine (SVM)
  - k-Nearest-Neighbor (kNN)

© Prof. Norbert Pohlmann, Institut für Internet-Sicherheit - if(is), Westfälische Hochschule, Gelsenkirchen

ML-Algorithmus
→ Support-Vector-Machine(SVM) - Training

2-Dimensional

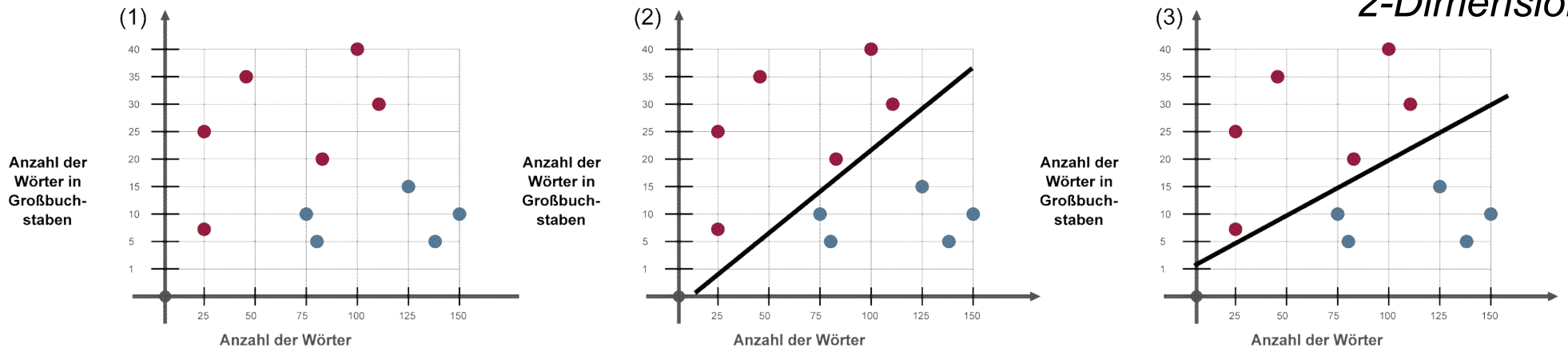


- **Input-Daten (1):**
  - bereits klassifizierte **Daten**
  - **Abstandsmaß**
- **ML-Algorithmus (2):**
  - **Ermitteln** von Geraden zur Trennung der Daten
  - **Bewertung** durch Abstand zu den Punkten
  - **Wahl** der Geraden mit maximalem Abstand zu beiden Klassen
- **Output (3):**
  - Gerade als **Modell** zur Klassifizierung

© Prof. Norbert Pohlmann, Institut für Internet-Sicherheit - if(is), Westfälische Hochschule, Gelsenkirchen

ML-Algorithmus
→ SVM - Beispiel Training (Spam)E-Mail

2-Dimensional



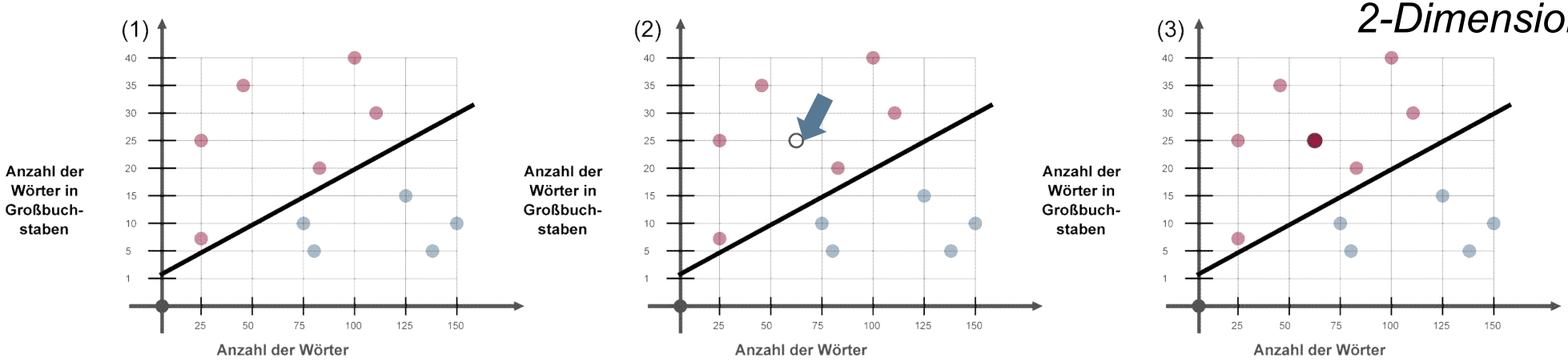
Anzahl Wörter	25	25	47	75	79	82	100	110	125	140	150
Anzahl Wörter in Großbuchstaben	7	25	35	10	5	20	40	30	15	5	10
Spam-E-Mail	ja	ja	ja	nein	nein	ja	ja	ja	nein	nein	nein

- **Input-Daten (1):**
  - E-Mails mit entsprechender Klassifikation **Spam** / **kein Spam**
- **ML-Algorithmus (2):**
  - **Ermittlung** der Geraden, welche die Daten trennen
  - **Bestimmung** der besten Geraden
- **Output (3):**
  - Gerade als **Modell zur Klassifizierung** von E-Mails als **Spam** / **kein Spam**

© Prof. Norbert Pohlmann, Institut für Internet-Sicherheit - if(is), Westfälische Hochschule, Gelsenkirchen

ML-Algorithmus
→ SVM - Beispiel Spam - Erkennung

2-Dimensional



Anzahl Wörter	25	25	47	75	79	82	100	110	125	140	150	**63**
Anzahl Wörter in Großbuchstaben	7	25	35	10	5	20	40	30	15	5	10	**25**
Spam-E-Mail	ja	ja	ja	nein	nein	ja	ja	ja	nein	nein	nein	**?**

- **Input-Daten (1):**
  - **Modell** zur Erkennung von möglichen Spam-Mails
  - **zu beurteilende E-Mail** (z.B.: 63/25)
- **ML-Algorithmus (2):**
  - Berechnung der Lage der zu untersuchenden **E-Mail (63/25)**
- **Output (3):**
  - Lage der Punkte zum Modell klassifiziert die E-Mail als **Spam-Mail**

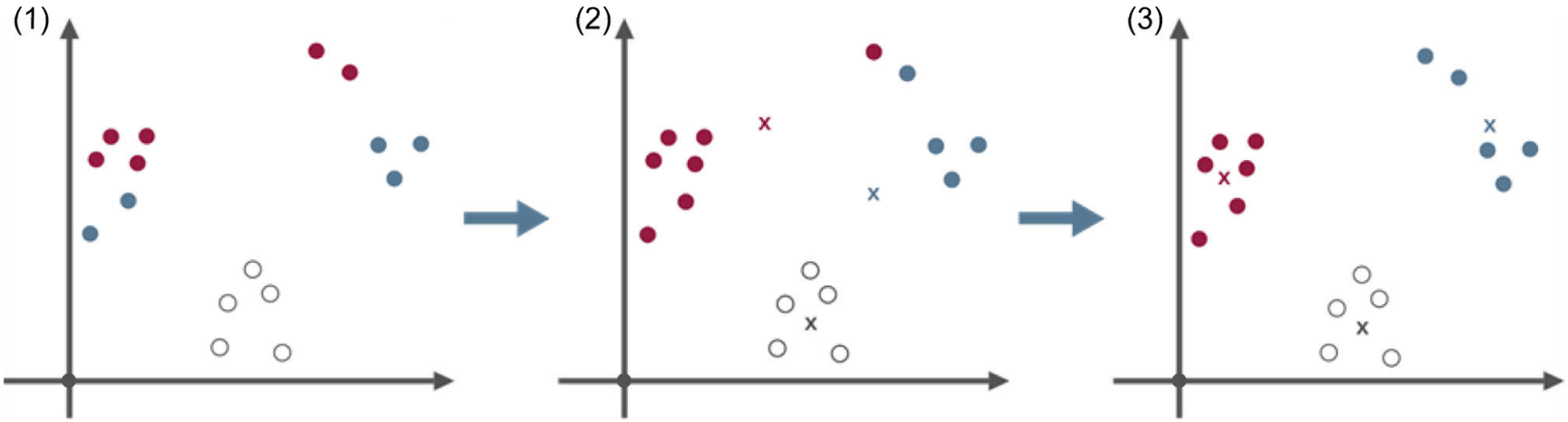
© Prof. Norbert Pohlmann, Institut für Internet-Sicherheit - if(is), Westfälische Hochschule, Gelsenkirchen

ML-Algorithmus
→ Unüberwachtes Lernen

- **Stärke im Suchen nach Mustern in unklassifizierten Daten**
- Erwartungshaltung an diesen Ansatz:
  - Muster erkennen, die vorher **anders nicht greifbar waren**
- ML-Algorithmus lernt selbstständig
- Klassische Fehler werden in diesem Sinne nicht produziert
- **ML-Algorithmus**
  - Clustering setzt ähnliche Datengruppen miteinander in Verbindung, z.B.:
    - k-Means-Algorithmus
    - Hierarchische Clustering-Verfahren
- **Problem:** Lernt der ML-Algorithmus in die gewünschte Richtung?

© Prof. Norbert Pohlmann, Institut für Internet-Sicherheit - if(is), Westfälische Hochschule, Gelsenkirchen

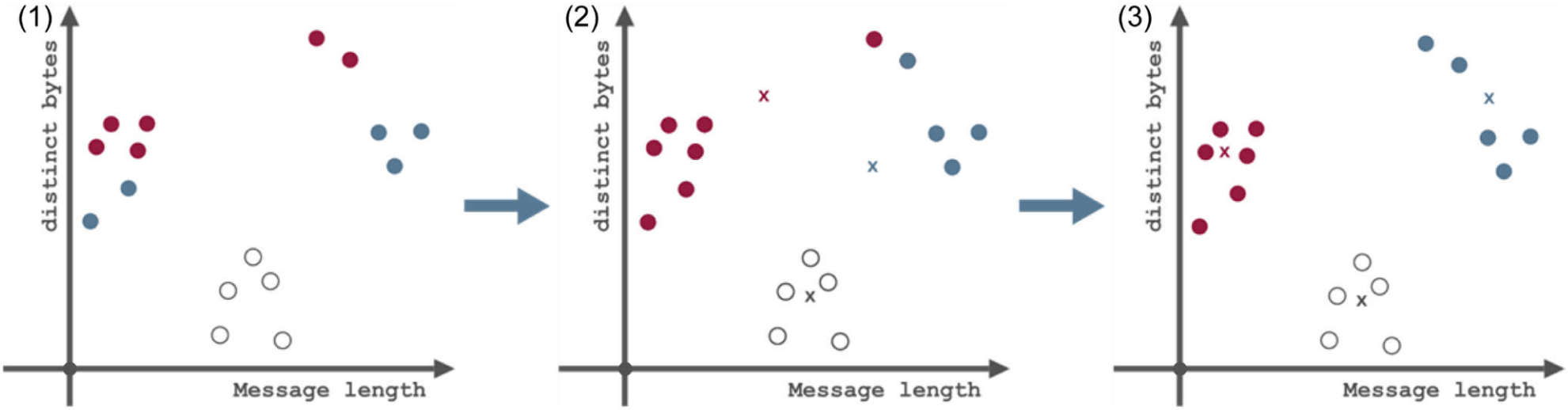
ML-Algorithmus
→ k-Means-Algorithmus



- **Input-Daten:**
  - beliebige Daten
  - Abstandsmaß
  - Anzahl k Cluster
  - Initiale Zuordnung der Elemente zu Clustern (z.B. zufällig)
- **ML-Algorithmus:**
  - Berechnung der **Schwerpunkte** (Zentroide)
  - Zuordnung der Elemente zu Cluster mit dem nächsten Zentroid
  - Neuberechnung der Zentroide und erneute Zuordnung
- **Output:**
  - **Einteilung** der Objekte in **k Cluster**

© Prof. Norbert Pohlmann, Institut für Internet-Sicherheit - if(is), Westfälische Hochschule, Gelsenkirchen

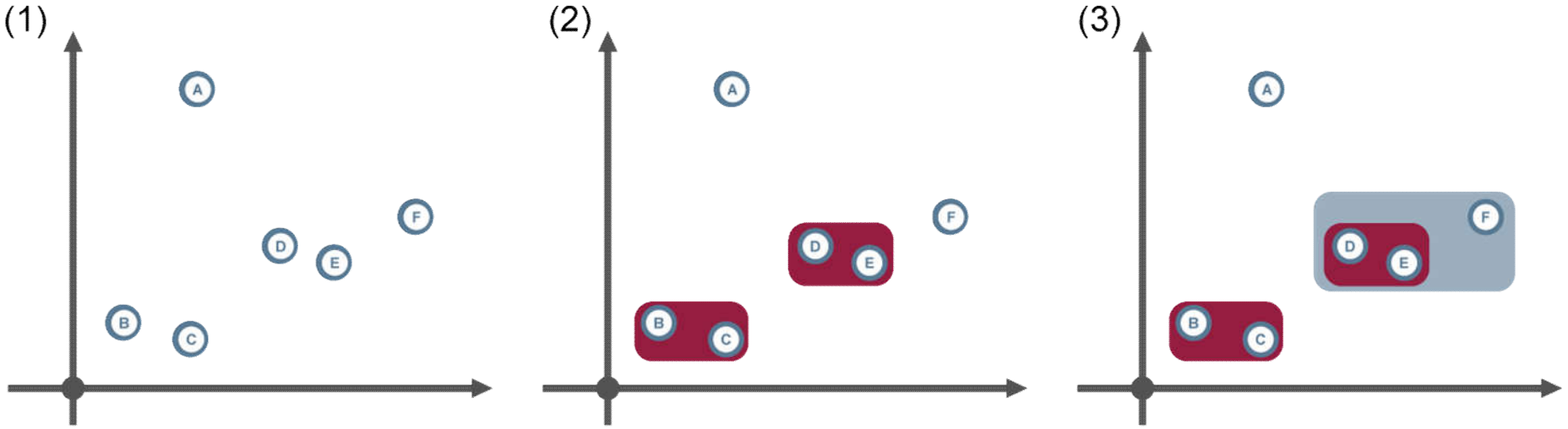
ML-Algorithmus
→ k-Means-Algorithmus - Beispiel



- **Input-Daten (1):**
  - Daten von Malware *(Palevo, Virut, Mariposa)*
  - Abstandsmaß
  - k = 3
  - Initiale Zuordnung nach Message length, distinct bytes
- **ML-Algorithmus (2):**
  - Berechnung der Durchschnitte
  - Zuordnung der Elemente zur Malwareart mit dem nächsten Zentroid
  - Neuberechnung der Zentroide und erneute Zuordnung
- **Output (3):**
  - Einteilung der Malware in die drei Malwarearten
    - Rot = Virut
    - Weiß = Palevo
    - Blau = Mariposa

© Prof. Norbert Pohlmann, Institut für Internet-Sicherheit - if(is), Westfälische Hochschule, Gelsenkirchen

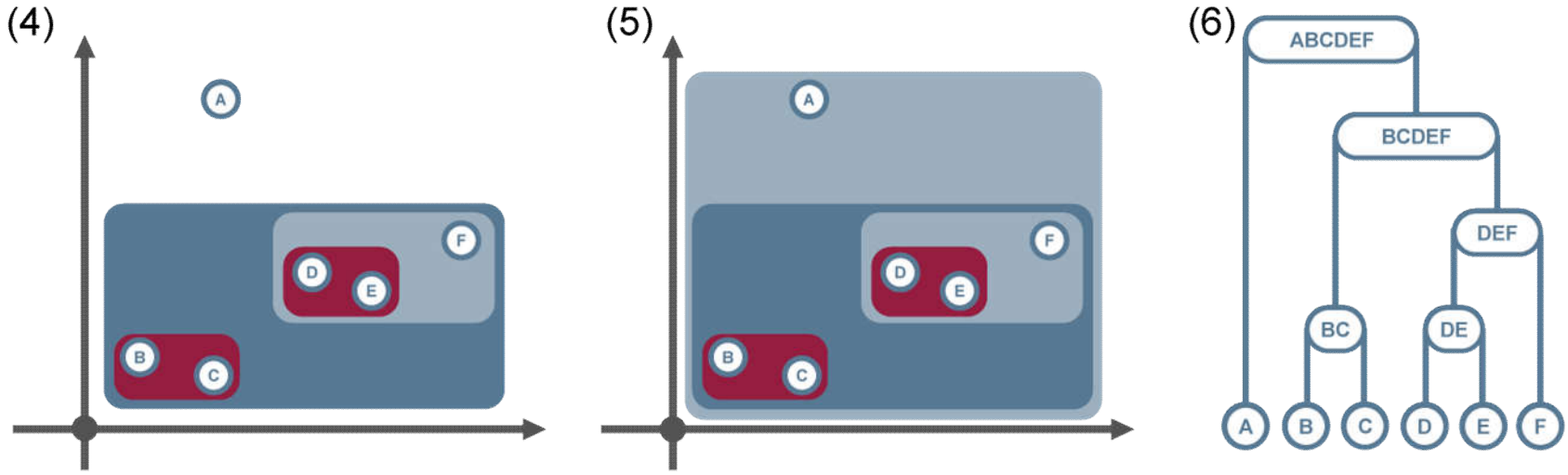
ML-Algorithmus
→ Hierarchische Clustering-Verfahren – 1/2



- **Input-Daten (1):**
  - beliebige Daten
  - Ähnlichkeitsmaß
- **ML-Algorithmus (2 bis 5):**
  - jeder Datenpunkt ist ein eigenes Cluster
  - ähnlichste Cluster werden zuerst zusammengeführt
  - entstandene Cluster werden erneut als Eingabedaten verwendet
  - iteratives Zusammenführen der Cluster induziert eine hierarchische Struktur

© Prof. Norbert Pohlmann, Institut für Internet-Sicherheit - if(is), Westfälische Hochschule, Gelsenkirchen

ML-Algorithmus
→ Hierarchische Clustering-Verfahren – 2/2

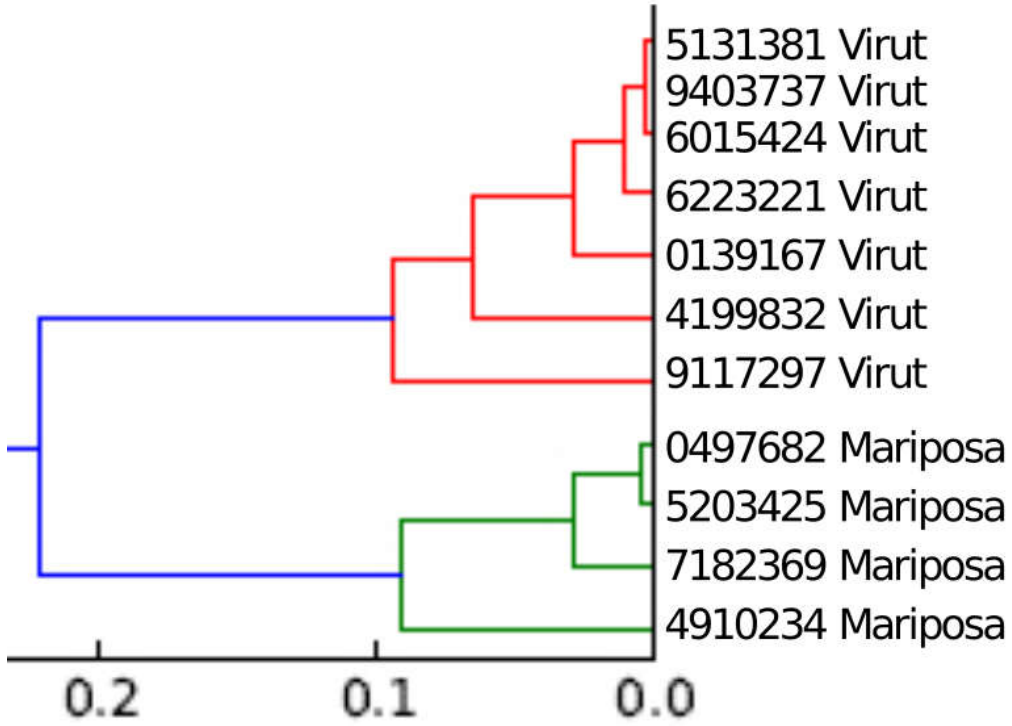


- **Output (6):**
  - Hierarchische Beziehungen zueinander in Form eines Binärbaums (Dendrogramm)

© Prof. Norbert Pohlmann, Institut für Internet-Sicherheit - if(is), Westfälische Hochschule, Gelsenkirchen

ML-Algorithmus
→ Hierarchische Clustering-Verfahren - Beispiel

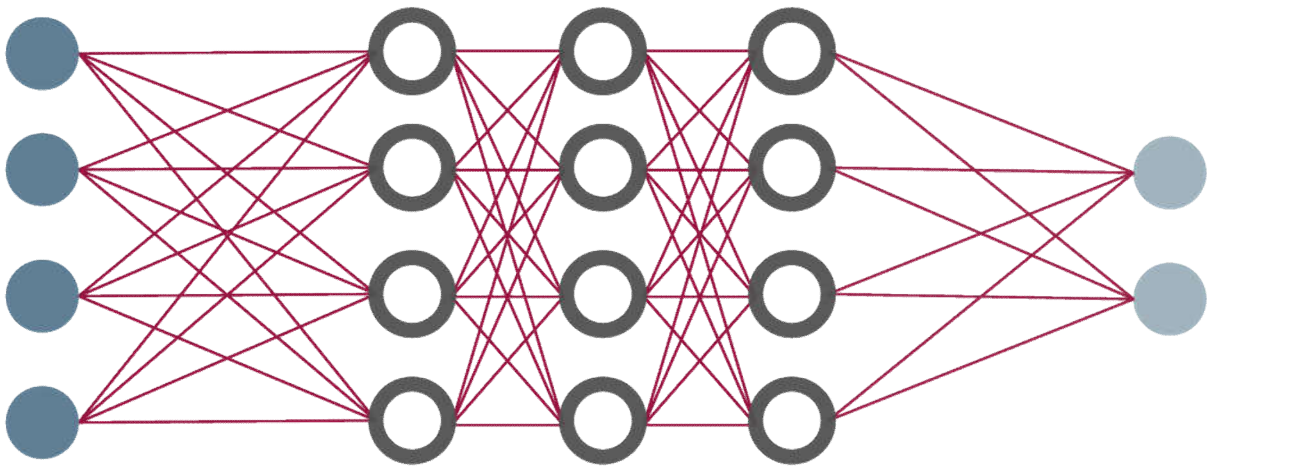
- Clustering der Daten aus Botnet-Analyse
- Anwendung einer komplexen Distanzfunktion (Wertebereich [0, 1])
- Trennung der Familien-Cluster bei Distanz von ca. 0.1
- Einordnung der Daten in zwei Malware-Familien Virut und Mariposa



© Prof. Norbert Pohlmann, Institut für Internet-Sicherheit - if(is), Westfälische Hochschule, Gelsenkirchen

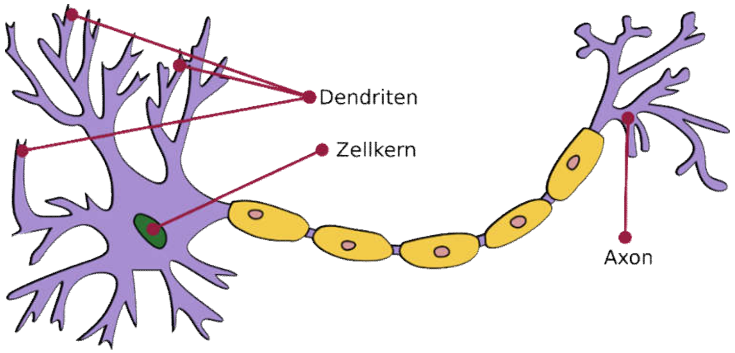
Künstlich Neuronale Netze (KNN)
→ Netze aus künstlichen Neuronen

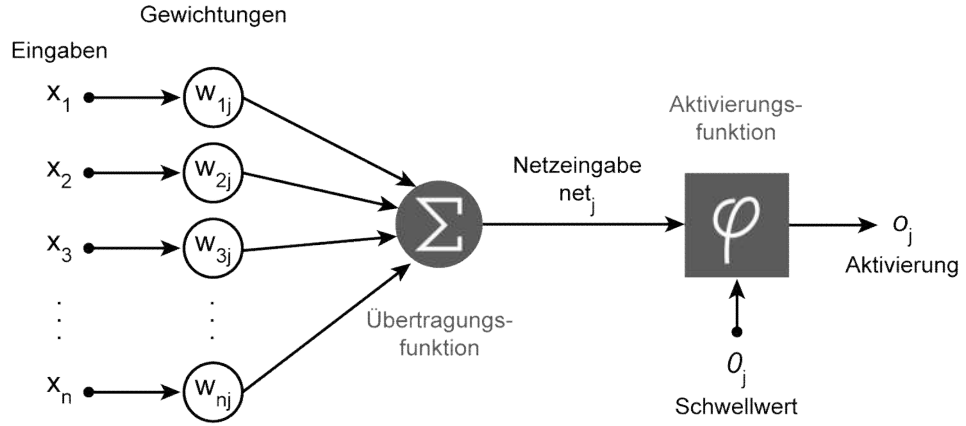
- Vorlage ist die die biologische Struktur des Gehirns/Neurons
- Nutzen Gewichte und mathematische Funktionen (für die Informationsverarbeitung)
- Informationsverarbeitung über mehrere miteinander verbundene Schichten aus künstlichen Neuronen



© Prof. Norbert Pohlmann, Institut für Internet-Sicherheit - if(is), Westfälische Hochschule, Gelsenkirchen

Künstlich Neuronale Netze (KNN)
→ Netze aus künstlichen Neuronen



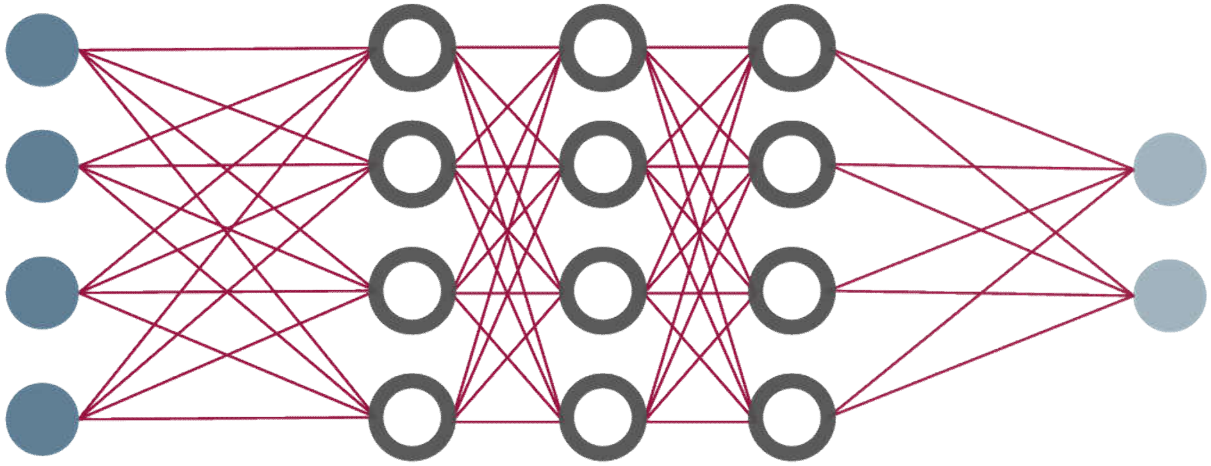


- **Biologisches Neuron:**
  - Dendriten:
    - Reizaufnahme (Signaleingang)
  - Axon:
    - Leitet die Informationen weiter (Signalausgang)
  - Zellkern:
    - Reizverarbeitung (Signalerverarbeitung)

- **Künstliches Neuron:**
  - Übertragungsfunktion:
    - Berechnet anhand der Summe der Wichtungen, der Eingaben, die Netzeingabe
  - Aktivierungsfunktion/ Ausgabefunktion:
    - Ausgabe der Information
  - Schwellenwert:
    - Wert eines Reizes, bei dem das Neuron aktiviert wird

© Prof. Norbert Pohlmann, Institut für Internet-Sicherheit - if(is), Westfälische Hochschule, Gelsenkirchen

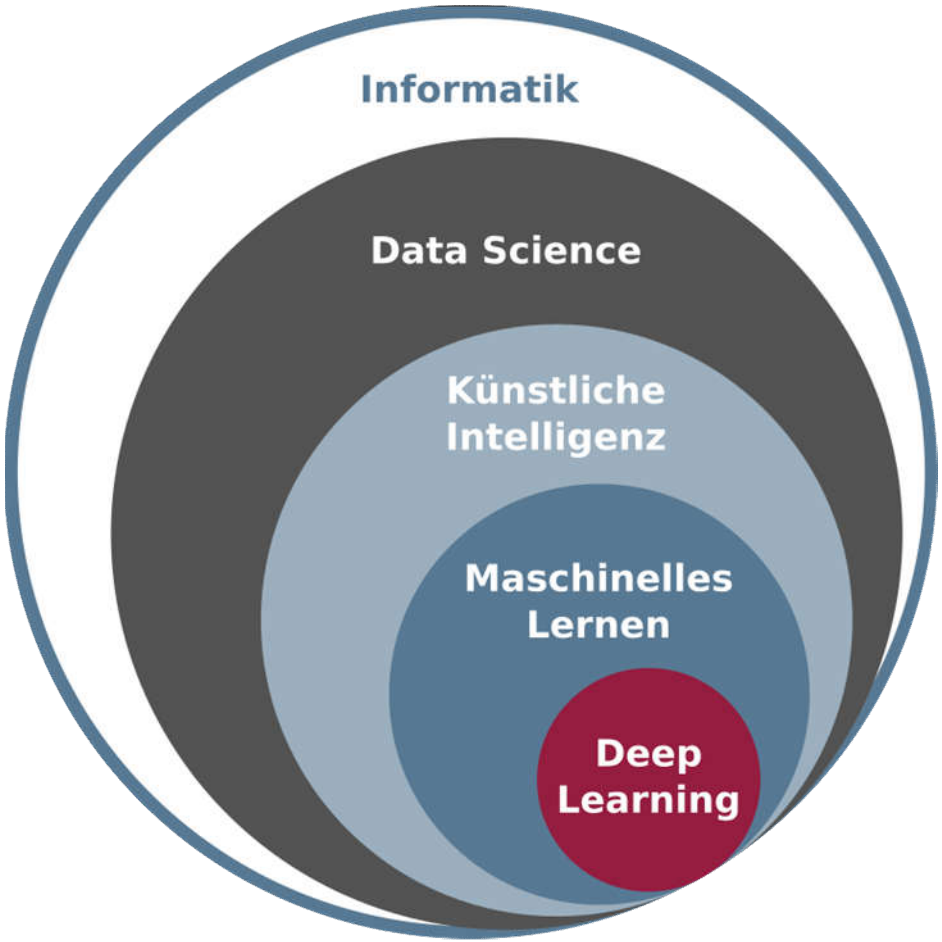
Künstlich Neuronale Netze (KNN)
→ Schichten in einem KNN



- **Eingabeschicht:**
  - Eingabeneuronen *(z.B. Ohren, Retina oder Haut)*
  - Eingabedaten werden in geeignete Repräsentation überführt
- **Verdeckte Schichten:**
  - Je nach Komplexität der Aufgabe 1-N verknüpfte Neuronen
  - Erkennung von simplen Mustern und Strukturen
  - Mit jeder Schicht werden immer komplexere Merkmale herausgefiltert
- **Ausgabeschicht:**
  - Ausgabe sämtlicher möglicher Repräsentationen der Ergebnisse

© Prof. Norbert Pohlmann, Institut für Internet-Sicherheit - if(is), Westfälische Hochschule, Gelsenkirchen

Einordnung
→ Deep Learning



- Maschinelles Lernen wird noch effektiver durch:
  - **Deep Learning**
- Deep Learning ist eine Spezialisierung des maschinellen Lernens
- *Nutzt vorwiegend neuronale Netze*
  - *Erlaubt unvollständige Daten*
  - *Erlaubt Rauschen und Störungen*
- Kommt dem „menschlichen Gehirn“ am nächsten

© Prof. Norbert Pohlmann, Institut für Internet-Sicherheit - if(is), Westfälische Hochschule, Gelsenkirchen

Deep Learning
→ Architekturen (1/2)

- Forschung durch **leistungsfähigere Hardware** und **steigende Datenverfügbarkeit** in letzten Jahren deutlich gestiegen
- Neben klassischen Feed-Forward-Netzen auch Recurrent Neural Networks handhabbar
  - Kanten können auch zu vorherigen Schichten zurückführen
- **Hohe Anzahl an Schichten**, welche nach Funktionsweise zusammengefasst werden können
- Verschiedene Architekturen haben sich für unterschiedliche Problemstellungen als besonders effektiv gezeigt
- **Bessere Skalierbarkeit**

© Prof. Norbert Pohlmann, Institut für Internet-Sicherheit - if(is), Westfälische Hochschule, Gelsenkirchen

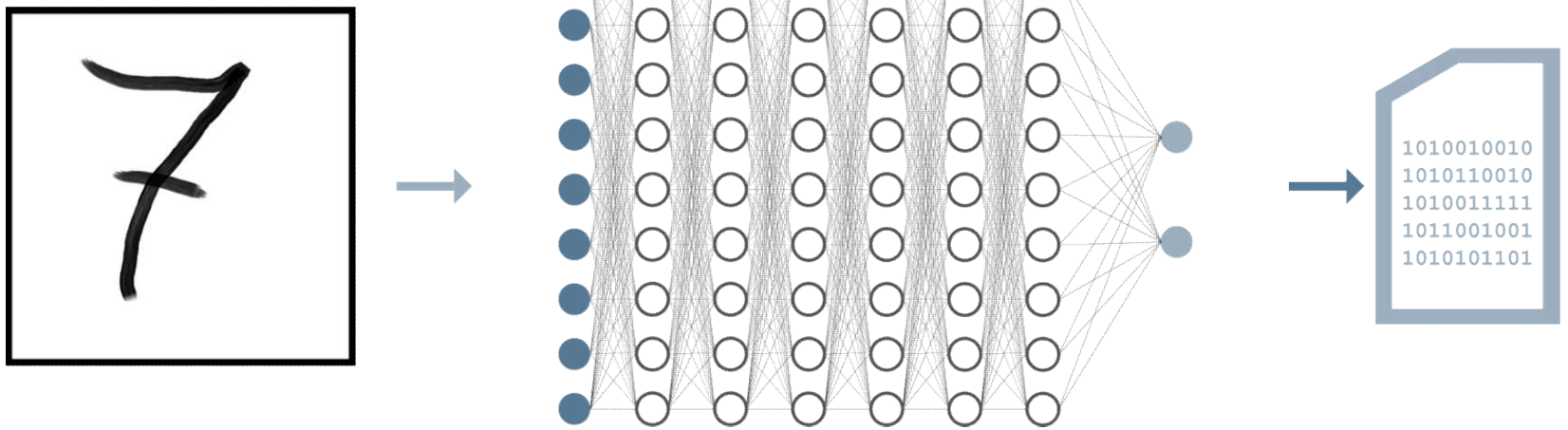
Deep Learning
→ Architekturen (2/2)

- **Convolutional Neural Networks (CNN):**
  - Zweidimensionales „Fenster“ wird über Daten „geschoben“
  - Einfluss durch benachbarte Felder wird berücksichtigt
  - Besonders erfolgreich bei Computer Vision (z.B. Handschrift-Erkennung)

- **Long Short-Term Memory Networks (LSTM):**
  - Spezialform eines Recurrent Neural Networks
  - Neuronen können Zustände über einen längeren Zeitraum speichern
  - Besonders erfolgreich bei gesprochener Sprache (Alexa, Siri, usw.)

© Prof. Norbert Pohlmann, Institut für Internet-Sicherheit - if(is), Westfälische Hochschule, Gelsenkirchen

Deep Learning
→ Handschrifterkennung - Beispiel



Ziffer	0	1	2	3	4	5	6	**7**	8	9
Übereinstimmung	0 %	7 %	1%	0 %	4 %	0 %	0 %	**85 %**	0 %	3 %

- **Input-Daten (1):**
  - Bilddatei mit einer Zahl (7), die klassifiziert werden soll
- **ML-Algorithmus (2):**
  - Eingabedaten werden in den künstlichen Neuronen in den Schichten verarbeitet
  - Z.B. mit Hilfe eines Convolutional Neural Network (CNN)
- **Output (3):**
  - Tabelle mit einer Verteilung der Wahrscheinlichkeiten für eine Übereinstimmung mit einer Ziffer

© Prof. Norbert Pohlmann, Institut für Internet-Sicherheit - if(is), Westfälische Hochschule, Gelsenkirchen

Beispiel einer KI-Anwendung
→ Idee: Alert-System für Online-Banking

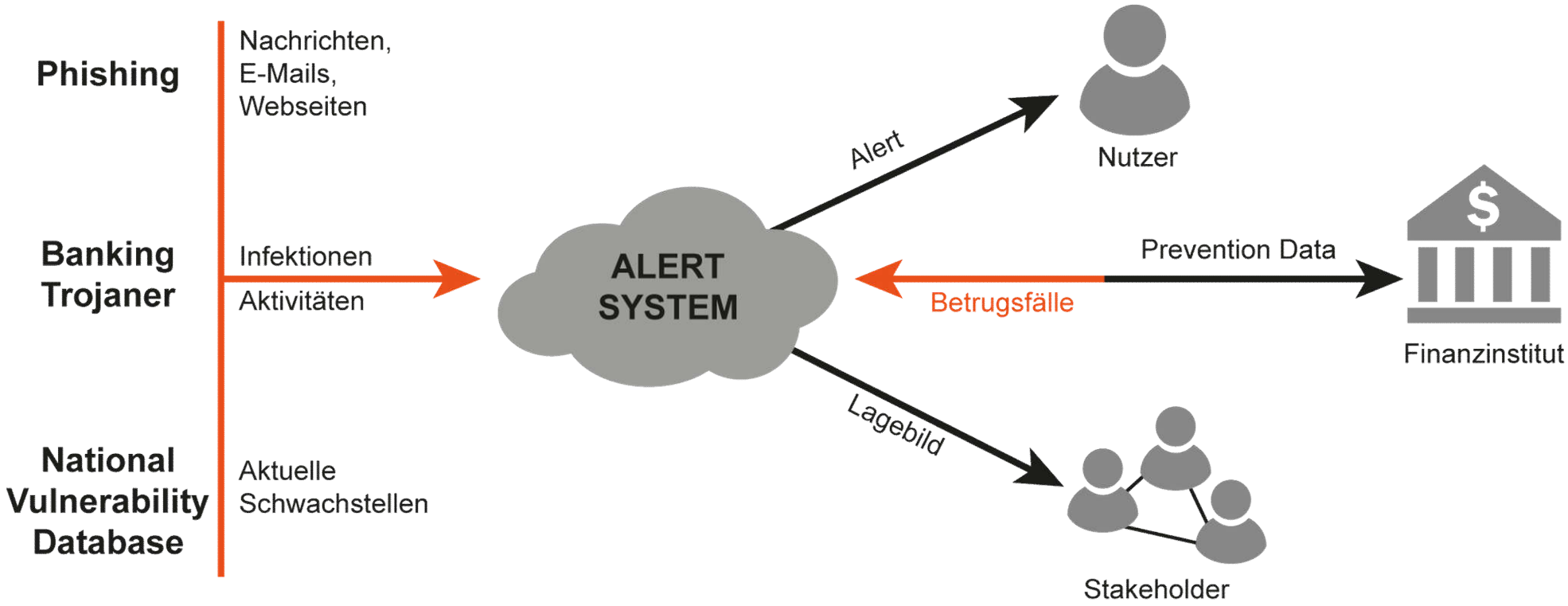
- Wie könnte eine Lösung aussehen?
  - Tagesaktuelle Warnungen bei erhöhter Gefahrenlage (Online-Banking)
    → damit der Bankkunde und die Bank reagieren können
  - Aufklärung der Nutzer, wenn Gefahren vorliegen
    → damit der Bankkunde sich „richtig“ verhalten kann

- Ansatz des Alert-Systems
  - ***Sicherheitskennzahlen*** zum Betrug identifizieren
  - Mittels KI ***Gefahrenlage bestimmen***
  - Nutzer und Bank ***Warnen***

© Daniel Nimmervoll - Fotolia.com

© Prof. Norbert Pohlmann, Institut für Internet-Sicherheit - if(is), Westfälische Hochschule, Gelsenkirchen

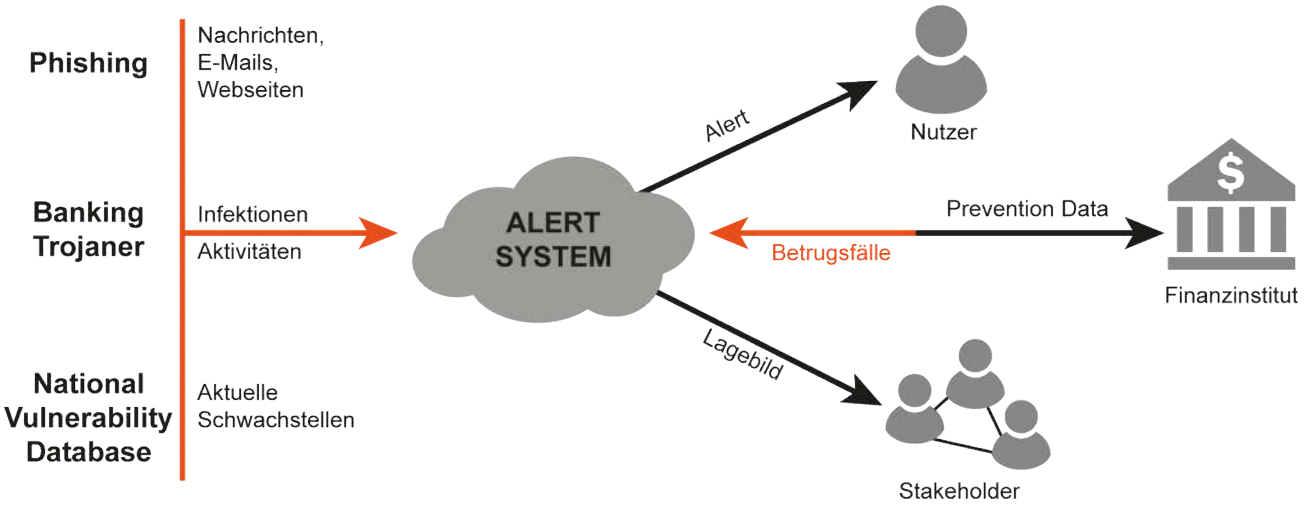
Konzept
→ Alert-System für Online-Banking



© Prof. Norbert Pohlmann, Institut für Internet-Sicherheit - if(is), Westfälische Hochschule, Gelsenkirchen

Evaluierung
→ Zahlen für den Testzeitraum von 456 Tage

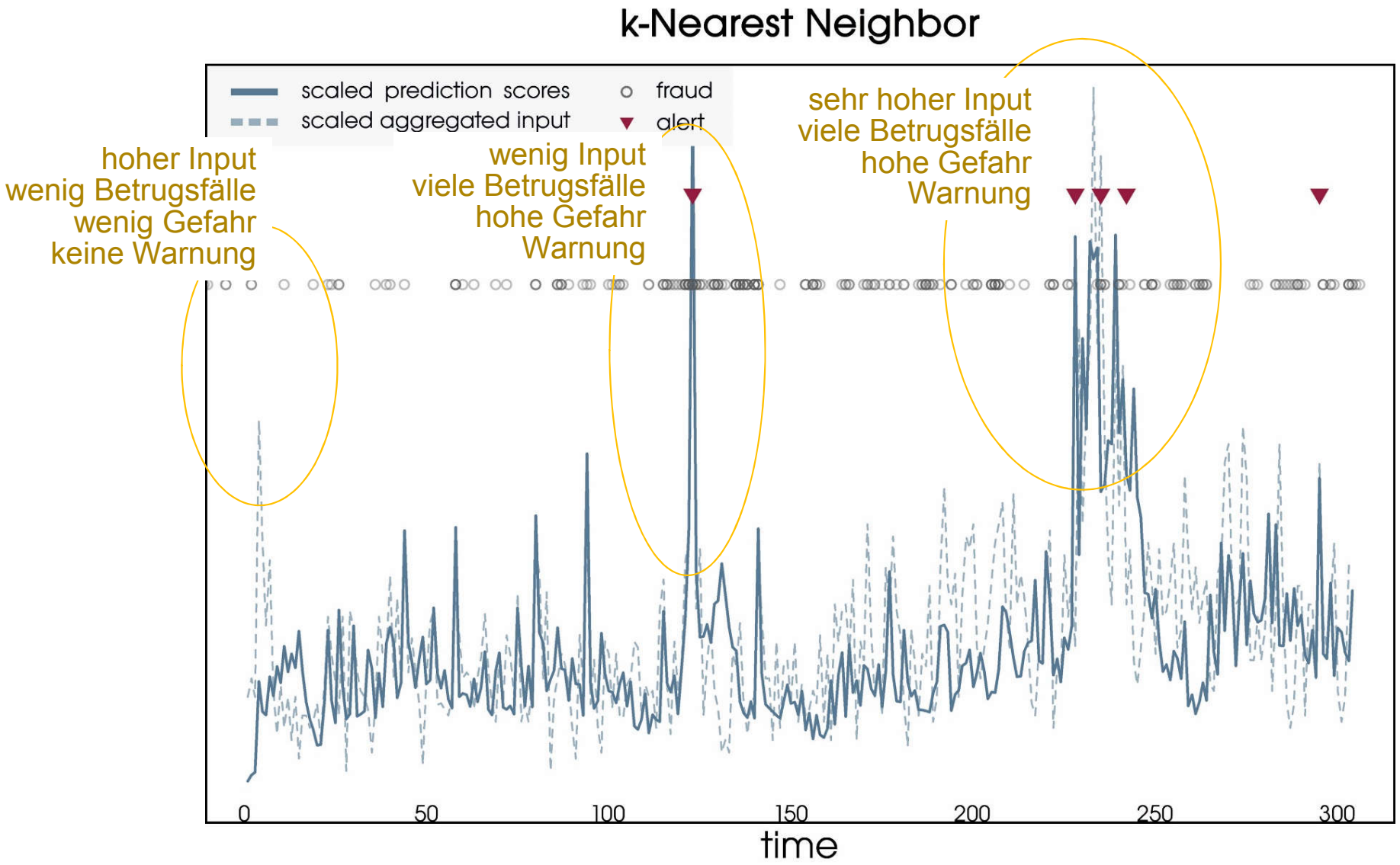
- 1.904 Nachrichten (Phishing-Angriff) – „Stackoverflow-Netzwerk“
- 5.589 **E-Mail** (Phishing-Angriff) – „Spam Archive“
- 2.776 Phishing-**Webseiten** – „PhishTank“
- 23.184 **Infektionen** von Banking-Trojaner (Malware) – Anti-Malwarehersteller
- 875 relevante **Schwachstellen** (NVD)
- 459 erfolgreiche **Betrugsfälle** im Online-Banking - Bankengruppe



$^1/_3$ des Zeitraums zum Training (152 Tage) $^2/_3$ zur Evaluation (304 Tage)

© Prof. Norbert Pohlmann, Institut für Internet-Sicherheit - if(is), Westfälische Hochschule, Gelsenkirchen

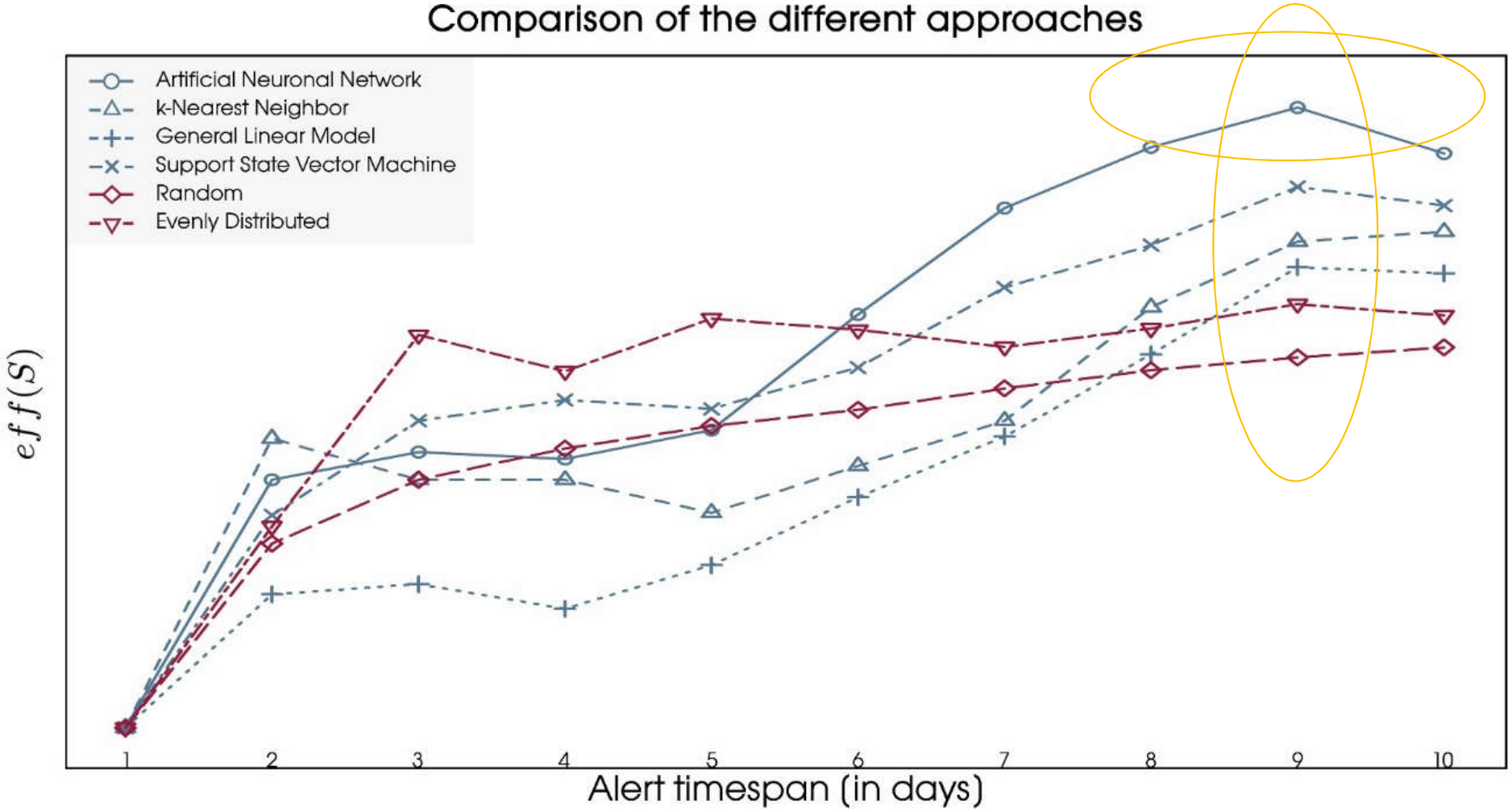
Ergebnis einschätzen
→ k-Nearest Neighbor



© Prof. Norbert Pohlmann, Institut für Internet-Sicherheit - if(is), Westfälische Hochschule, Gelsenkirchen

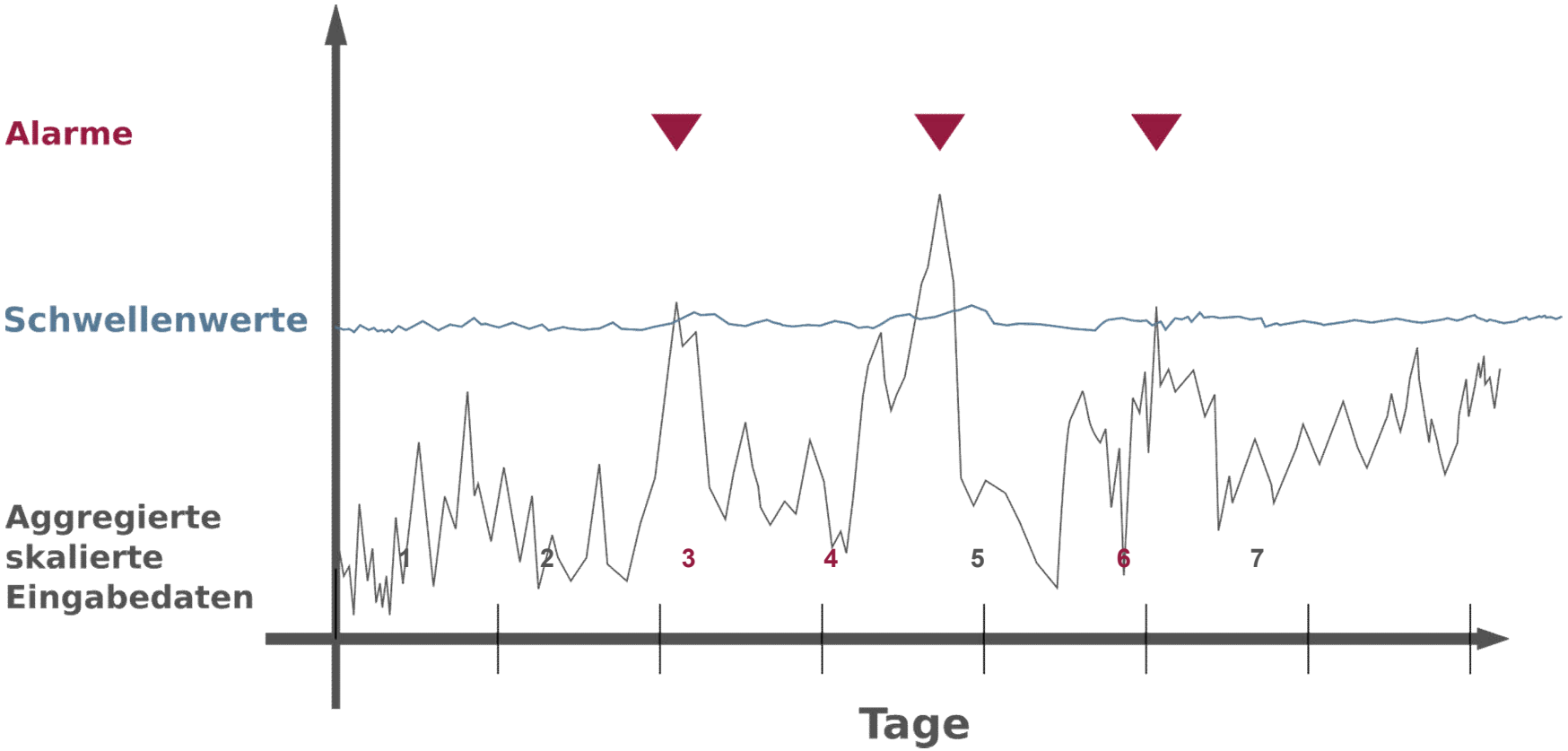
Ergebnisse
→ Vergleich der verschiedenen Verfahren

„Aber, drei Mal soviel Zeit für das Trainieren“



© Prof. Norbert Pohlmann, Institut für Internet-Sicherheit - if(is), Westfälische Hochschule, Gelsenkirchen

Alert-System
→ Ergebnis

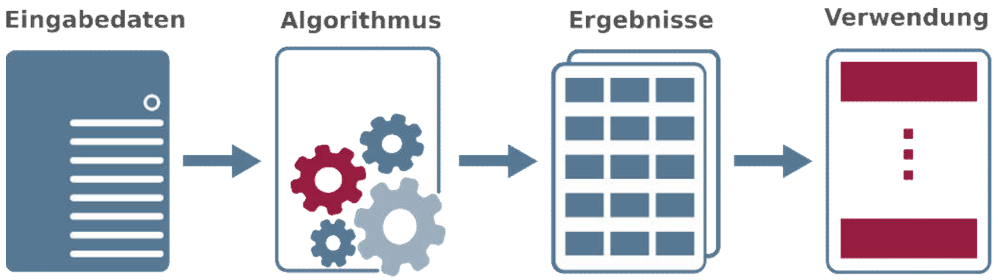


- **Output:**
  - Vorhergesagte Bedrohungswerte überschreiten an den Tagen 3, 4 und 6 den für dieses Alert-System eingestellten Schwellenwert
  - da Schwellenwert überschritten wurde, wird ein Alarm ausgelöst

© Prof. Norbert Pohlmann, Institut für Internet-Sicherheit - if(is), Westfälische Hochschule, Gelsenkirchen

Künstliche Intelligenz
→ Probleme in der IT-Sicherheit

- **„Hacker“ greifen an und manipulieren den Workflow**
  - die Eingabedaten (Input)
  - die Algorithmen
  - die Ergebnisse (Output)
  - die Verwendung



- **„Hacker“ verwenden KI ebenfalls für ihre Zwecke**
  - Schwachstellensuche
  - Passwortknacker
  - Angriffsstrukturen und Vorgehensweisen
  - Videomanipulation
    - „Fake Obama Video“
    - „Make Putin Smile Video“

© Prof. Norbert Pohlmann, Institut für Internet-Sicherheit - if(is), Westfälische Hochschule, Gelsenkirchen

Künstliche Intelligenz
→ Allgemeine Herausforderungen

- **Datenschutz** (persönliche Daten … Europäische Datenschutz-Grundverordnung)
- **Selbstbestimmung** (humen in the loop)
- **Diskriminierung** (ausgeglichene Daten … Problem: gibt es nicht)
  - Frau/Mann, Herkunft, Ausbildung, …
- **Vertrauenswürdigkeit** der Daten und Ergebnisse
  - KI-Siegel
- …

© Prof. Norbert Pohlmann, Institut für Internet-Sicherheit - if(is), Westfälische Hochschule, Gelsenkirchen

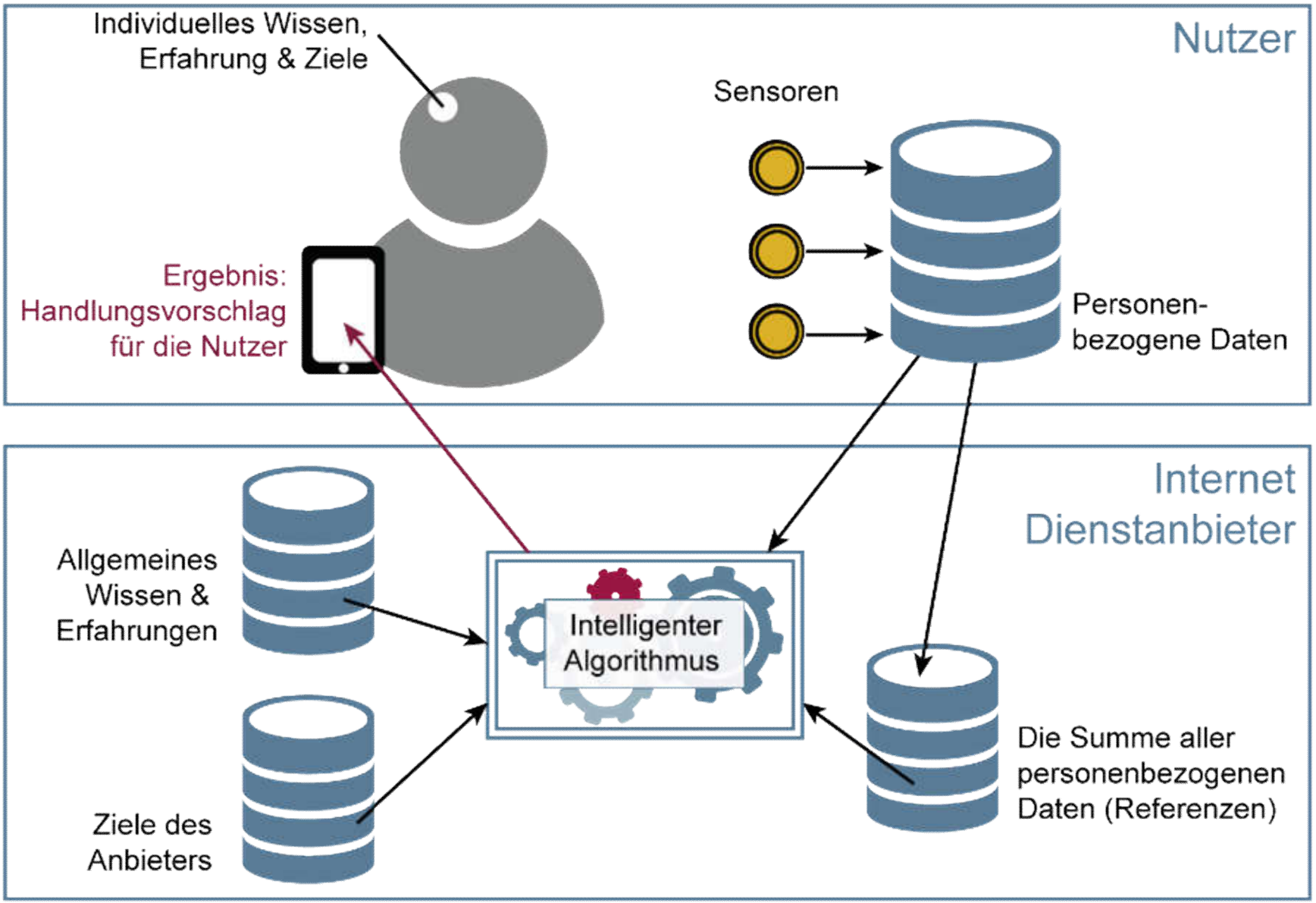
Intelligente Algorithmen
→ Chancen *und* Risiken

- **Individuelles Wissen** und **Komplexität des denkenden** Menschen sind Algorithmen überlegen! **+**
- **Algorithmen können schneller** Wissen aus vorhandenen **Daten auswerten! +**
- Individuelles Wissen + Algorithmen Wissen = **+++**
- **Praktische Probleme:** Medizin / Watson
  - Diagnostik *(Maschine)*
  - Haftung *(Mensch)*

© Prof. Norbert Pohlmann, Institut für Internet-Sicherheit - if(is), Westfälische Hochschule, Gelsenkirchen

Intelligente Algorithmen

→ Den Nutzer in den Mittelpunkt stellen



© Prof. Norbert Pohlmann, Institut für Internet-Sicherheit - if(is), Westfälische Hochschule, Gelsenkirchen

KI und Cyber-Sicherheit
→ Weitere Beispiele

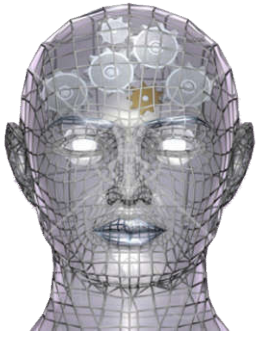
- Logdatenanalyse
- Malware-Erkennung
- Security Information and Event Management (SIEM)
- Threat Intelligence
- Spracherkennung
- Bilderkennung (Ausweis, Video, …)
- Authentifikationsverfahren
- Fake-News
- IT-Forensik
- Sichere Softwareentwicklung
- …

© Prof. Norbert Pohlmann, Institut für Internet-Sicherheit - if(is), Westfälische Hochschule, Gelsenkirchen

Künstliche Intelligenz
→ Ergebnis und Ausblick

- **KI/ML ist eine wichtige Technologie für die Zukunft**
  - Erkennen von Bedrohungen, Schwachstellen, Angriffen, …
  - Erkennen von Nutzern (Authentifikation)
  - Unterstützung von Cyber-Sicherheitsexperten
  - „Vorschläge für Handlungsanweisungen“
  - …
- **Starke politische Fokussierung notwenig**
  - Sehr viel Forschung
  - Sehr viel Förderung
  - …
- **Technologische- und Daten-Souveränität wird immer wichtiger**

© Prof. Norbert Pohlmann, Institut für Internet-Sicherheit - if(is), Westfälische Hochschule, Gelsenkirchen



Westfälische Hochschule
Gelsenkirchen Bocholt Recklinghausen
University of Applied Sciences

Künstliche Intelligenz *und* Cyber-Sicherheit

Mit Künstlicher Intelligenz in die Zukunft!

Prof. Dr. (TU NN)
Norbert Pohlmann

Institut für Internet-Sicherheit – if(is)
Westfälische Hochschule, Gelsenkirchen
http://www.internet-sicherheit.de

if(is) internet-sicherheit.

Anhang / Credits

Wir empfehlen

- **Kostenlose App securityNews**

- **7. Sinn im Internet (Cyberschutzraum)**
  https://www.youtube.com/cyberschutzraum

- **Master Internet-Sicherheit**
  https://it-sicherheit.de/master-studieren/

Besuchen und abonnieren Sie uns :-)

WWW
https://www.internet-sicherheit.de

Facebook
https://www.facebook.com/Internet.Sicherheit.ifis

Twitter
https://twitter.com/_ifis

YouTube
https://www.youtube.com/user/InternetSicherheitDE/

Prof. Norbert Pohlmann
https://norbert-pohlmann.com/

Quellen Bildmaterial

Eingebettete Piktogramme:
- Institut für Internet-Sicherheit – if(is)

Der Marktplatz IT-Sicherheit

(IT-Sicherheits-) Anbieter, Lösungen, Jobs, Veranstaltungen und Hilfestellungen (Ratgeber, IT-Sicherheitstipps, Glossar, u.v.m.) leicht & einfach finden.
https://www.it-sicherheit.de/

© Prof. Norbert Pohlmann, Institut für Internet-Sicherheit - if(is), Westfälische Hochschule, Gelsenkirchen

Literatur

N. Pohlmann, S. Schmidt: „Der Virtuelle IT-Sicherheitsberater – Künstliche Intelligenz (KI) ergänzt statische Anomalien-Erkennung und signaturbasierte Intrusion Detection“, IT-Sicherheit – Management und Praxis, DATAKONTEXT-Fachverlag, 05/2009

D. Petersen, N. Pohlmann: "Ideales Internet-Frühwarnsystem", DuD Datenschutz und Datensicherheit – Recht und Sicherheit in Informationsverarbeitung und Kommunikation, Vieweg Verlag, 02/2011

M. Fourné, D. Petersen, N. Pohlmann: “Attack-Test and Verification Systems, Steps Towards Verifiable Anomaly Detection“. In Proceedings der INFORMATIK 2013 - Informatik angepasst an Mensch, Organisation und Umwelt, Hrsg.: Matthias Horbach, GI, Bonn 2013

D. Petersen, N. Pohlmann: „Kommunikationslage im Blick - Gefahr erkannt, Gefahr gebannt“, IT-Sicherheit – Management und Praxis, DATAKONTEXT-Fachverlag, 4/2014

U. Coester, N. Pohlmann: „Verlieren wir schleichend die Kontrolle über unser Handeln? Autonomie hat oberste Priorität“, BI-SPEKTRUM Fachzeitschrift für Business Intelligence und Data Warehousing, 05-2015

U. Coester, N. Pohlmann: „Diskriminierung und weniger Selbstbestimmung? Die Schattenseiten der Algorithmen“, tec4u, 12/17

N. Pohlmann: „Künstliche Intelligenz und Cybersicherheit - Unausgegoren aber notwendig“, IT-Sicherheit – Fachmagazin für Informationssicherheit und Compliance, DATAKONTEXT-Fachverlag, 1/2019

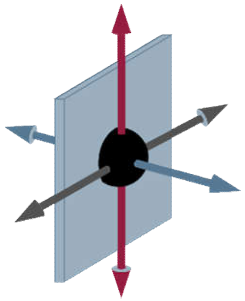
N. Pohlmann: Lehrbuch „Cyber-Sicherheit“, Springer Vieweg Verlag, Wiesbaden 2019
ISBN 978-3-658-25397-4

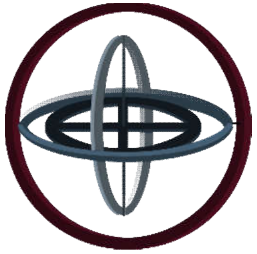
Weitere Artikel siehe: https://norbert-pohlmann.com/artikel/

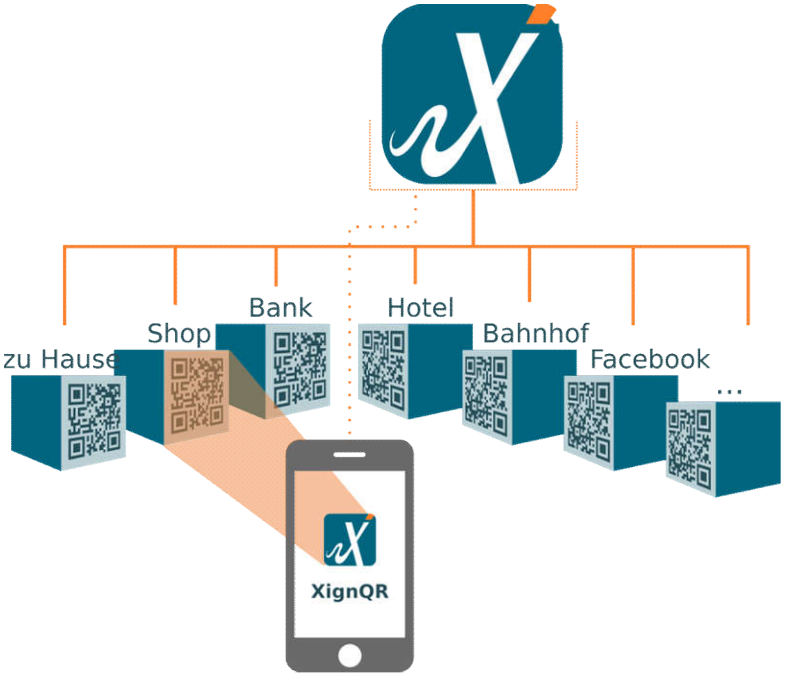
© Prof. Norbert Pohlmann, Institut für Internet-Sicherheit - if(is), Westfälische Hochschule, Gelsenkirchen

Anwendungsbeispiel „XignQR“
→ Verhaltensmustererkennung

- Ein Nutzer wird automatisiert an der Art und Weise der Nutzung beim QR-Code Scannen erkannt.
- Während das gesamten Vorgangs werden passive biometrische Bewegungsdaten erfasst.
- Datenerfassung durch
  - **Beschleunigungssensor**
  - **Lagesensor**

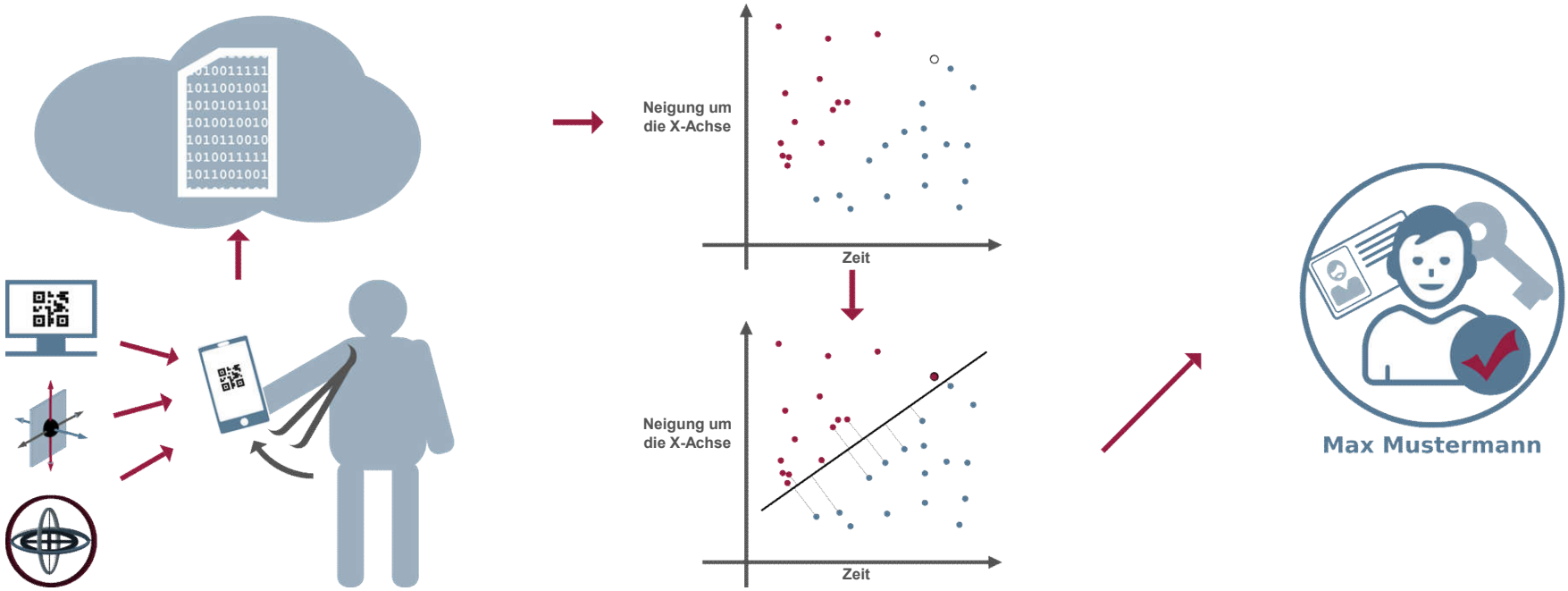






© Prof. Norbert Pohlmann, Institut für Internet-Sicherheit - if(is), Westfälische Hochschule, Gelsenkirchen

Anwendungsbeispiel „XignQR“



- **Input-Daten:**
  - Nutzer holt Gerät aus Hosentasche
  - Erfassen von **Lage** und **Beschleunigung** des Smartphones
- **ML-Algorithmus:**
  - Daten werden anhand der Hyperebene/des Modell klassifiziert
  - rote Übereinstimmung ist positive Klassifizierung
  - blau eine negative Klassifizierung (bspw. anderer Nutzer)
- **Output:**
  - Authentisierung ist entweder erfolgreich oder schlägt fehl

© Prof. Norbert Pohlmann, Institut für Internet-Sicherheit - if(is), Westfälische Hochschule, Gelsenkirchen

Künstliche Intelligenz
→ Einstiegspunkte

- **Amazon**
  - Amazon Machine Learning
  - Amazon Lex (Konversationsschnittstellen für Sprache und Text)
- **Microsoft**
  - Azure Machine Learning
  - Microsoft Cognitive Services (Bildanalyse und Gesichtserkennung)
- **Google**
  - Google Cloud Machine Learning Engine
  - Tensorflow
- **IBM**
  - IBM Machine Learning
  - **Watson**

© Prof. Norbert Pohlmann, Institut für Internet-Sicherheit - if(is), Westfälische Hochschule, Gelsenkirchen