

Bachelorarbeit

Evaluation of Machine Learning
Models for Leakage Detection in Water
Distribution Networks

Julian Hendrik Freiherr Bock von Wülfigen

Universität Bielefeld
Technische Fakultät
AG Machine Learning

Matrikelnummer: 3860703
Studiengang: Kognitive Informatik
Erstgutachter: André Artelt
Zweitgutachter: Johannes Brinkrolf
Abgabe: 10.07.2022

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	3
2	Grundlagen Maschinelles Lernen	5
2.1	Eingrnzung	5
2.2	Evaluation und Metriken	9
2.3	Hyperparameter Tuning	10
3	Anomaliedetektion	13
4	Modellierung	15
4.1	Datensatz	15
4.2	Algorithmen	18
4.3	Feature Extraction	21
5	Ergebnisse	22
5.1	Optimale Konfiguration	23
5.2	LeakDB Datensatz	23
5.3	Einfluss von Feature Extraction	29
5.4	Diskussion	30
6	Zusammenfassung	33

Kapitel 1

Einleitung

Wasserverteilungssysteme (engl. Water Distribution Networks, WDNs) gehören zu den wichtigsten Infrastrukturen einer Gesellschaft, in welcher der Anspruch besteht, Trinkwasser in ausreichender Menge und Qualität auf die Haushalte zu verteilen. Da der Hauptteil dieser Netzwerke jedoch unter der Erde vergraben liegt, sind WDNs anfällig für plötzliche sowie schleichende Schäden, die häufig ohne direkt sichtbare Indikatoren auftreten können. Das Wasser kann sich hierbei verunreinigen und geht in Massen verloren. Weltweit beträgt der jährliche Wasserverlust, welcher vor allem durch solche Lecks vorangetrieben wird, 126 Milliarden Kubikmeter. Auch wenn es in Deutschland nur 5% des gesamten Wasseraufkommens sind, kann es in manchen Extremfällen bis über 50% gehen. Der finanzielle Schaden allein beträgt weltweit knapp 40 Milliarden USD jährlich [1]. Doch nicht nur aus finanzieller Sicht ist dies dramatisch. In Zeiten des Klimawandels muss auf eine effiziente Nutzung endlicher Ressourcen Acht gegeben werden.

Das Erkennen von Lecks muss demnach schnell und akkurat sein. Alleine das Freilegen der Rohrleitungen kostet viel Zeit [Quelle], weswegen die Rate fälschlicher Erkennung niedrig gehalten werden sollte. Auch wenn manche Lecks einfach zu erkennen sind, beispielsweise durch sichtbar austretendes Wasser oder spürbaren Druckverlust, ist in den meisten Fällen der Wasserverlust unterirdisch. Um solche Arten zu erkennen, können Sensoren installiert werden, die den aktuellen Druck in den Rohren messen. Da das Installieren von Drucksensoren unter der Erde ebenso einen größeren Aufwand bedeuten, haben [Q1] und [Q2] eine Methode entwickelt, eine optimale Sensoren-Verteilung zu ermöglichen.

Inhalt der Arbeit

Thema dieser Bachelorarbeit ist es, die Sensordaten zu analysieren und durch ein datengetriebenes Modell potentielle Lecks in WDNs frühzeitig zu erkennen. Hierfür ist die Arbeit in drei Kapitel aufgeteilt: Zuerst wird auf die theoretischen Grundlagen der Anomaliedetektion in WDNs sowie ausgewählter Modelle und Ideen des Maschinellen Lernens eingegangen. In diesem Zuge wird auch untersucht, welche Metriken zur Evaluation von Detektions-Modellen geeignet sind. Wie zuvor erwähnt, ist dies kein triviales Thema, da neben der Erkennungsrate auch auf eine niedrige Fehllalarm-Quote sowie eine kurze Zeit vom Auftreten der Lecks bis zu ihrem Erkennen geachtet werden muss.

Weiterführend wird auf die Methodik eingegangen. Hierfür wird zunächst der Datensatz analysiert gefolgt von der Implementation des Erkennungsmodells. Grundlage für ein solches Modell bilden sogenannte digitale Zwillinge, welche digitale Repräsentationen realer Abläufe sind; Die Sensorwerte werden simuliert und mit den echten Werten verglichen. Eine zu hohe Diskrepanz kann dann als Problemfall gemeldet werden. In der Vergangenheit wurden diese simulierte Netzwerke häufig als hydraulische Systeme gelöst, also einer Menge an spezifisch auf das WDN angepassten, mathematisch-physikalischen Gleichungen. Diese fordern jedoch in der Modellierung hohe Expertise und besitzen während der Kalibrierung eine starke Komplexität durch viele Freiheitsgrade. Somit werden häufiger Methoden aus dem Bereich des Maschinellen Lernens verwendet, welche die Gesetze der Hydraulik nicht kennen müssen und anhand großer, problem-spezifischer Datenmengen selbst lernen.

Zuletzt werden die Ergebnisse der Methoden vorgestellt und anschließend diskutiert. Hierbei wird auf die Probleme lokaler Optima sowie die Realisierbarkeit der Modelle eingegangen.

Kapitel 2

Grundlagen Maschinelles Lernen

2.1 Eingrnzung

Eingrenzung

Das umfassende Feld des Maschinellen Lernens (ML) befasst sich mit vielen Bereichen; Die zwei prominentesten sind dabei das Supervised und Unsupervised Learning. In beiden Fllen wird eine Funktion $f : X \rightarrow Y$ gelernt, die aus der Menge mglicher Datenpunkte X auf die Menge der zu schtzenden Variablen Y abbildet. Hierbei besitzen die Trainingsdaten fr Unsupervised ML jedoch keine Informationen fr die Variable $y \in Y$. Dies kann beispielsweise interessant sein, wenn der Datensatz in zwei oder mehr distinkte Gruppen aufgeteilt werden soll, ohne dass im Vorhinein etwas ber die Verteilung bekannt ist. Solch eine Aufgabe ist als Clustering-Aufgabe bekannt. Die Leck-Detektion bentigt jedoch weitere Informationen; Denn im Gegensatz zu Unsupervised ML ist beim Supervised ML diese sogenannte Ground Truth (GT) bekannt und das jeweilige Problem lsst sich anhand der Definition des Bildbereichs weiter eingrenzen: Die fr die Arbeit wichtigen Arten sind hier die binre Klassifikation und die Regression.

Bei der binren Klassifikation soll jeder Datenpunkt $x \in X$ einer von zwei Klassen $y \in \{0, 1\}$ zugewiesen werden. Auf unser Problem der Leck-Detektion angewendet, hiee eine Klassifikation eines Zeitpunkts in Klasse 1, dass irgendwo in dem WDN ein Leck existiert, wohingegen Klasse 0 die Abwesenheit smtlicher Lecks impliziert. Fr die Regression wird jedem Datenpunkt ein reeller Wert $y \in \mathbb{R}$ zugewiesen. Wie dieses Konzept bernommen werden kann, ist in Kapitel

4 weiter beschrieben.

Modelle des Maschinellen Lernens

Für jeden Anwendungsbereich gibt es eine Vielzahl an verschiedenen Algorithmen, welche eine gegebene Aufgabe lösen können. Die in dieser Arbeit benutzten Modelle werden im Folgenden erklärt. Hierbei ist wichtig, zwischen Parametern und Hyperparametern zu unterscheiden. Ersteres sind dabei die Variablen und Gewichte, die während des Lernprozesses optimiert oder gefunden werden. Die sogenannten Hyperparameter sind Einstellungen, welche vor dem Training konfiguriert werden und damit das Ergebnis erheblich verändern können.

- **k-Nearest Neighbors (kNN)** ist ein einfaches Modell, bei dem ein neuer Datenpunkt nach der Mehrheit seiner Nachbarn (x_i, y_i) in einem n -dimensionalen Koordinatensystem klassifiziert wird. Der Hyperparameter k bestimmt hierbei, wie groß die zu betrachtende Nachbarschaft ist. Sei $\mathcal{N}(\hat{x}, \mathcal{D}, k)$ die Menge der k am nächsten zu \hat{x} liegenden Punkte aus \mathcal{D} , dann ist $P(\hat{x} = c | \hat{x}, \mathcal{D}, k) = \frac{1}{k} |\{x_i | x_i \in \mathcal{N}(\hat{x}, \mathcal{D}, k), y_i = c\}|$ der Anteil der Klasse c in der Nachbarschaft. Die finale Klasse des neuen Datenpunktes \hat{x} ist dann gegeben durch die am meisten vertretene Klasse:

$$f_{kNN}(\hat{x}) = \operatorname{argmax}_{c \in \{1..C\}} P(\hat{x} = c | \hat{x}, \mathcal{D}, k) \quad (2.1)$$

Mit einem weiteren Hyperparameter lässt sich zusätzlich eine Gewichtung der Punkte hinzufügen: Anders als bei der oben beschriebenen uniformen Gewichtung haben bei abstandsbasierter Gewichtung die Nachbarn, die näher an dem zu klassifizierenden Punkt liegen einen höheren Wert im Vergleich zu Nachbarn, die weiter entfernt sind.

- **Multi-Layer Perceptron (MLP)** versucht, ein künstliches neuronales Netz zu erschaffen, indem es mehrere Perzeptronen aneinanderreicht. Ein Perzeptron steht hier für ein Neuron, welches mehrere Eingabewerte hat und daraus einen Ausgabewert erstellt. Dafür wird jeder Eingabewert mit einem speziell dafür gelernten Gewicht multipliziert und anschließend aufsummiert. Zu dieser Summe kann dann noch ein Schwellwert θ hinzugeaddiert werden, welches ebenso beim Lernen optimiert wird. Als letztes wird darauf eine sogenannte Aktivierungsfunktion angewendet, was dann die Ausgabe des Perzeptron bildet. Die Aktivierungsfunktionen, welche in

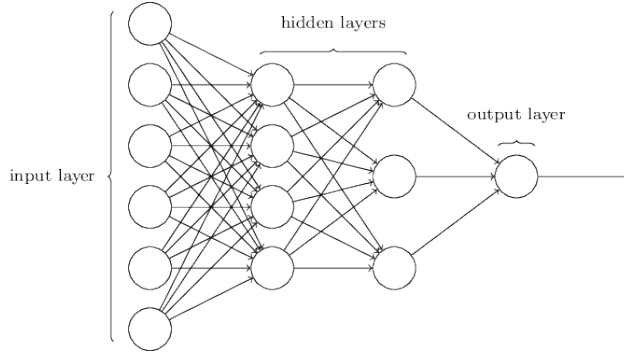


Abbildung 2.1: Beispielhafter Aufbau eines künstlichen, neuronalen Netzwerkes mit zwei verborgenen Schichten, die jeweils vier Perzeptronen besitzten.
 Quelle: <https://github.com/d-r-e/multilayer-perceptron>

dieser Arbeit betrachtet worden sind, sind die logistische Funktion, der Hyperbeltangens und der Rectified Linear Unit (ReLU):

$$\text{logistic}(v) = \frac{1}{1 + e^{-v}} \quad (2.2)$$

$$\tanh(v) = 1 - \frac{2}{e^{2v} + 1} \quad (2.3)$$

$$\text{relu}(v) = \max(0, v) \quad (2.4)$$

Die Ausgabe $f : \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}$ eines Perzeptrons ist also definiert als

$$f(x) = f_{\text{activation}}\left(\sum_{i=1}^d (w_i x_i) + \theta\right), \quad (2.5)$$

wobei $f_{\text{activation}}$ die Aktivierungsfunktion und w die gelernten Gewichte sind. Ein MLP ist dann eine Ansammlung vieler einzelner Perzeptronen in möglicherweise mehreren Schichten. Dafür besteht eine Schicht aus mehreren, in parallel arbeitenden Perzeptronen, deren Eingabe die Ausgabe aus der vorherigen Schicht darstellt. Ihre Ausgabe ist dann wieder Eingabe der folgenden Schicht. Abbildung 2.1 zeigt so eine Struktur. Dabei ist die Anzahl der Schichten sowie die Menge an Perzeptronen pro Schicht jeweils ein Hyperparameter.

Die einzelnen Gewichte lernen kann dieses Modell indem es die Datenpunkt durch das (untrainierte) Netz schickt und die Vorhersage mit der GT vergleicht. In einem Verfahren, was sich Backtracking nennt, werden im

Gründe die Gewichte, welcher zu einer falschen Entscheidung führten geschwächt, während Gewichte, die eine richtige Entscheidung herbeiführen konnten, verstärkt werden. Diese Technik lässt sich durch weitere Hyperparameter, welche zum Beispiel die Rate der Verstärkung beeinflussen, optimieren.

- **Linear Regression (LR)** ist eine Regressionsmethode, die versucht, eine Gerade im n -dimensionalen Raum zu schaffen, welche die Abstände zu den bekannten Datenpunkten aus X minimiert. Der Wert eines neuen Datenpunktes \hat{x} wird nun durch die parametrische Funktion

$$f(\hat{x}) = \sum_i w_i \hat{x}_i - \theta \quad (2.6)$$

prognostiziert. Um die optimalen Gewichte zu finden, nutzt LR den Mean Squared Error (MSE), welcher gegeben ist als

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{(x,y) \in X} (y - f(x))^2 \quad (2.7)$$

und die durchschnittliche, quadrierte Abweichung der Punkte von der Linie beschreibt. Die finalen Gewichte sind nun $w = \operatorname{argmin}_{\tilde{w}} MSE$.

- **Ridge (L2)** und **Lasso (L1)** Regression sind Erweiterungen der LR indem sie einen Regularisierungsterm zum MSE hinzufügen, welcher Einfluss auf die optimalen Gewichte hat. Für L2 werden die einzelnen Gewichte quadriert und mit einem Hyperparameter α^1 multipliziert. Die optimalen Gewichte werden damit berechnet:

$$w = \operatorname{argmin}_{\tilde{w}} MSE + \alpha \|\tilde{w}\|_2^2. \quad (2.8)$$

Dadurch werden zu hohe Gewichte und damit Overfitting, was in Kapitel 2.3 weiter erklärt wird, bestraft. L1 nutzt die absoluten Werte der Gewichte:

$$w = \operatorname{argmin}_{\tilde{w}} MSE + \alpha \|\tilde{w}\|_1. \quad (2.9)$$

Während L2 aufgrund der Natur quadratischer Funktionen den Wert von α nur asymptotisch gegen 0 gehen lassen kann, kann L1 diesen komplett

¹In der Literatur auch häufig λ genannt.

auf 0 setzen. Damit kann einfacher mit Dimensionen umgegangen werden, die nur wenig Einfluss auf das Endergebnis haben.

Das korrekte Setzen der Hyperparameter gehört zu dem Fachbereich des Fine Tunings von Modellen und kann gravierende Effekte auf das Endergebnis haben. Methoden um diese Aufgabe anzugehen, werden in den nächsten Kapiteln beschrieben.

2.2 Evaluation und Metriken

Um einschätzen zu können, wie gut ein Modell mit gegebenen Hyperparametern und ausgewählten Daten das Problem löst, wird eine Metrik benötigt. Eine solche ist definiert als Funktion, welche die wahren und die prognostizierten Werte annimmt und einen einzigen Wert² als Indikator, wie gut in einer gewissen Disziplin abgeschnitten wurde, zurückgibt. Die meisten Metriken, die in dieser Arbeit verwendet werden, können aus der Konfusionsmatrix berechnet werden. Für ein binäres Klassifikationsproblem hat sie den folgenden Aufbau:

	Echtes Label	
	1	0
Ausgabe des Modells	1 TP FP	
	0 FN TN	

Auf der Diagonalen steht TP (True Positive) für die Menge an positiven Fällen, die auch als solche erkannt wurden, und TN (True Negative) für alle negative Fälle, die ebenfalls richtig vom Modell erkannt wurden. Die anderen Werte stehen für keine Übereinstimmung der Werte; FN (False Negative) steht für fälschlicherweise als negativ klassifizierte Datenpunkte und FP (False Positive) für welche, an denen das Modell ohne Grund positiv angeschlagen hat. Tabelle 2.1 zeigt ausgewählte Metriken, die in dieser Arbeit benutzt werden und was sie in diesem Kontext bedeuten.

Hierbei ist wichtig anzumerken, dass auch wenn die Accuracy alle Werte der Konfusionsmatrix in die Bewertung mit einfließen lässt, diese nur als grobe Einschätzung genutzt werden sollte, da sie im Vergleich zu den anderen Metriken keine Begründung liefert, wie die anderen Metriken. Zudem kann sie auf

²typischerweise zwischen 0 und 1

Metrik	Berechnung	Bedeutung
Accuracy	$\frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}$	Wie oft lag der Algorithmus richtig?
Sensitivität (auch Recall)	$\frac{TP}{TP+FN}$	Wie gut wurden echte Lecks erkannt?
Specificity	$\frac{TN}{TN+FP}$	Wie gut wurde 'alles ok' erkannt?
Precision	$\frac{TP}{TP+FP}$	Wie viele erkannte Lecks waren auch wirklich Lecks?
Detection Time	Mittelwert vom Auftreten eines Lecks bis zur Erkennung	Wie viele Zeiteinheiten dauerte es bis zum Erkennen?

Tabelle 2.1: Definitionen und Bedeutungen wichtiger Metriken.

unbalancierten Datensätzen ein falsches Bild vermitteln³.

Um die Metriken erheben zu können, muss man jedoch definieren, welche Datenpunkte hierfür genutzt werden und welche nicht. Das nächste Kapitel gibt Aufschluss darüber, wie dies bewerkstelligt werden kann.

2.3 Hyperparameter Tuning

Das Ergebnis eines Machine Learning Modells hängt stark von den gewählten Hyperparametern ab. Diese zu optimieren gehört zu den Kernaufgaben des Modellierungsprozesses, für die jedoch eine Verlässliche Aussage der Metriken wichtig ist. Man sollte davon absehen, auf den gleichen Daten zu testen, auf denen man bereits trainiert hat. Dabei kann es nämlich unbemerkt zu Overfitting kommen, was bedeutet, dass das Modell nicht genug generalisiert, sondern die Eigenheiten des Datensatzes, wie zum Beispiel Rauschen, lernt. Dadurch funktioniert es schlechter auf nicht gesehenen Daten. Weiter sind Metriken nicht mehr so aussagekräftig, wenn nur bereits Bekanntes abgefragt wird⁴. Die Test- und Trainingsdaten sollten also disjunkt sein.

³Gibt ein Modell konstant nur Label 0 aus, so ist die Accuracy auf einem Datensatz, welches nur ganz wenige Punkte mit Label 1 besitzt, bei annähernd 100%

⁴Mit $k = 1$ hätte kNN einen Fehler von 0, falls auf den gleichen Daten getestet und trainiert wird.

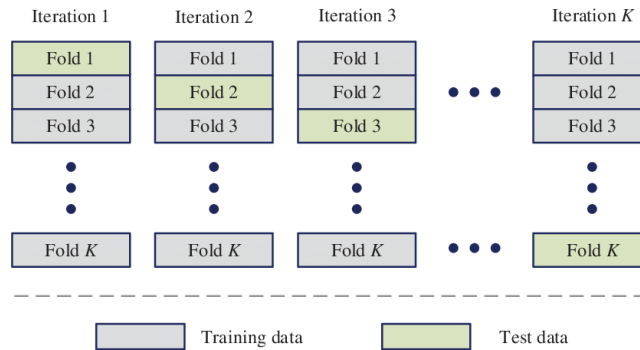


Abbildung 2.2: Aufbau einer k-Fold Cross Validation.
 Quelle: https://www.researchgate.net/figure/K-fold-cross-validation-method_fig2_331209203

Train-Test-Split

Beim Train-Test-Split wird die Datenmenge in zwei Gruppen aufgeteilt: Das Train-Set und das Test-Set. Typischerweise beträgt die Größe des Test-Sets zwischen 20% und 33% der gesamten Daten. Da bei diesem Split auf neuen Daten getestet wird, zwingt es einen dazu, das Modell so zu gestalten, dass es gut generalisieren kann. Bei einer unglücklichen Wahl des Test-Sets, wenn beispielsweise keine Punkte einer Klasse im Test-Set sind, kann es jedoch immer noch passieren, dass die Metriken einen falschen Eindruck hinterlassen.

Cross-Validation

Die Lösung dieses Problems ist das wiederholte Anwenden eines Train-Test-Splits. Bei der sogenannten k-Fold Cross-Validation wird der Datensatz in k gleich große Mengen unterteilt. Mit dieser Aufteilung wird dann k-Mal der Prozess des Trainierens und Testens gestartet, wobei jedes Mal ein anderes der k Sets als Test-Set gewählt wird. Abbildung 2.2 visualisiert dieses Vorgehen. Die Ergebnisse der k Durchläufe werden anschließend gemittelt und zeigen damit eine weitaus robustere Einschätzung der Güte auf. Das k liegt hier typischerweise⁵ zwischen 3 und 10.

⁵Es gibt einen Spezialfall, indem k gleich der Größe des Datensatzes ist. Eine solche Einstellung nennt sich Leave-One-Out Cross-Validation, bei welcher immer auf allen Datenpunkten mit Ausnahme eines einzigen Punktes trainiert wird. Dies ist jedoch nicht Thema dieser Arbeit.

Grid-Search

Mit dieser Technik können nun verlässlich die Hyperparameter analysiert werden. Mit der Methode des Exhaustive Grid-Search lassen sich alle Hyperparameter testen, indem das kartesische Produkt der möglichen Einstellungen gebildet und auf allen Kombinationen mittels Cross-Validation trainiert und getestet wird. So wird für kNN einmal mit uniformer Gewichtung der Nachbarn jede Einstellung für k getestet und einmal mit distanzbedingter Gewichtung. Das Ergebnis zeigt nun die optimale Einstellung für die Gewichtsfunktion und das k an. Ebenso können weitere Relationen ausgelesen werden; Beispielsweise könnte für ein höheres k die distanzbedingte Gewichtung besser funktionieren, für kleinere k jedoch eher die uniforme Gewichtung.

Kapitel 3

Anomaliedetektion

Für die Detektion von Lecks in WDNs gibt es mehrere Ansätze, welche sich in aktive und passive Strategien einteilen lassen.

- Die **aktiven Verfahren**, auch hardwarebasierte Verfahren, sind Strategien, die mittels spezialisierter Technik aktiv nach Brüchen in den Rohren suchen. Hierfür könnten zum Beispiel Schallgeneratoren oder Kameras benutzt werden. Dabei steht jeder Suchvorgang in der Regel für sich und bildet keinen Verlauf ab. Zudem sind aktive Verfahren sowohl Zeit- als auch Ressourcenintensiv.
- Dahingegen sind **passive Verfahren**, oder auch modellbasierte Verfahren, darauf ausgelegt ein kontinuierliches Bild über den aktuellen Zustand des Netzwerkes zu geben und bei Anomalien Alarm zu schlagen. Hierfür wird die bereits erwähnte Technik der digitalen Zwillinge angewendet, indem das reale Netz, welches durch eine Menge an Sensoren durchgehend überwacht wird, durch ein virtuell simuliertes Netzwerk erweitert wird. Mit der Annahme, dass die Simulation den Normalzustand, also eine leckfreie Version des Netzwerkes, abbildet, können aus zu hohen Differenzen Anomalien abgeleitet werden. Die Simulation kann auf zwei Wege erstellt werden. Die Hydraulic Model Based Verfahren nutzen spezifisch kalibrierte, hydraulische Gleichungen. Sie berücksichtigen alles von der genauen Struktur und Höhenlage über Material bis hin zur Rohrdicke und Alter. Die resultierende Menge an Gleichungen ist daher sehr komplex und sensibel gegenüber Ungenauigkeit in der Beschreibung. Auf der anderen Seite stehen die Hydraulic Measurement Based (oder auch datengetriebenen) Verfahren. Diese nutzen maschinelles Lernen um mittels Langzeitdaten des Netzwerkes Vorhersagen zu treffen. Dadurch ist kein Vorwissen über die hydraulischen Eigenschaften des Netzwerkes nötig, da das notwendige

Wissen von den Algorithmen gelernt wird.

In dieser Arbeit geht es um die datengetriebenen, also die passiven, auf vorangegangenen Messwerten basierten, Verfahren. Ein solches Modell funktioniert in zwei Schritten. Im ersten Schritt wird das virtuelle Netzwerk simuliert. Hierfür wird für jeden echten Sensor ein digitaler Sensor erstellt. Dieser schätzt den eigenen Druckwert anhand der aktuellen Druckwerte aller anderen Sensoren. Möglicherweise können auch direkt vorangegangene Messwerte in diese Vorhersage mit eingebaut werden. Wird dies für jeden Sensor gemacht, entsteht ein virtuelles Netzwerk, bei dem jeder digitale Sensor kein Wissen über seinen realen Wert hat. Im nächsten Schritt wird dann zuerst die Differenz der Netzwerke berechnet. Ist momentan kein Leck im WDN, so sollten diese Differenzen klein sein, während Lecks zu höheren Differenzen führen. Hier gilt es nun, einen Threshold zu finden, ab dem eine Differenz zu hoch ist, um im Normalbereich zu liegen. Ist dieser abhängig von dem jeweiligen Sensor, so stellt sich ebenso die Frage, bei wie vielen Sensoren eine Differenz als ‘zu hoch’ gelten muss, damit das gesamte Modell Alarm schlägt.

Wie in Kapitel 2 schon angemerkt, unterscheidet sich die Güte eines Modells auch darin, welche Metrik benutzt wird. So folgt aus dem finanziellen und ökologischen Schaden eines Lecks, dass potentielle Lecks früh erkannt werden sollen; Eine niedrige Detection Time und hohe Sensitivität ist gefordert. Während das eigentliche Reparieren eines Rohrs in relativ geringer Zeit absolviert werden kann, ist das, was drum herum getan werden muss, umso zeit- und ressourcenintensiver. Vom Absperren der Straße über das Schließen der Ventile bis hin zum Aufgraben des Bodens bis zum Rohr können viele Stunden vergehen [TODO Quelle]. Ebenso kann das Zugraben des Loches viel Zeit brauchen, da sich zum Beispiel manche aufgeschüttete Bodenschichten erst Zeit zum sich setzen benötigen, bevor weitergemacht werden kann. Eine hohe Rate an falschen Alarmierungen, also eine niedrige Präzision, sollte dementsprechend auch vermieden werden. Verknüpft mit anderen Detektionsverfahren, wie zum Beispiel der aktiven Suche zum Überprüfen potentieller Lecks, kann der Wert auf eine optimale Präzision jedoch auch wieder geschmälert werden¹.

¹Da diese Verfahren jedoch wie besagt auch aufwändig sind, sollte dennoch auf die Präzision geachtet werden.

Kapitel 4

Modellierung

Um die verschiedenen Modelle testen zu können, werden zwei Ansätze vorgestellt, welche jeweils auf zwei Datensätzen trainiert werden. Diese wurden dabei durch ein Simulations-Tool erzeugt, welches im Folgenden erklärt wird.

4.1 Datensatz

WNTR Simulation

Grundlage für das Trainieren und Evaluieren der Modelle bilden Simulationen des Water Network Tool for Resilience (WNTR). Auf Basis eines EPANET-Netzwerkes können durch die mannigfaltigen Umgebungsvariablen, welche Parameter, wie das zugrunde liegende Hydraulikmodell, aber auch Ereignisse, wie Rohrbrüche verschiedenster Stärken, einschließen, eine Vielzahl an Szenarien erstellt werden. So besteht der erste Datensatz aus ad-hoc generierten, einfachen Szenarien, die durch ihre geringere Komplexität einen schnellen Evaluationszyklus gewähren. Hingegen besteht der zweite Datensatz aus vorgenerierten Szenarien, welche mit Unsicherheiten und weiter definierten Bedarf, weitaus realistischere Daten darstellen. Beide Datensätze nutzen das gleiche WDN als Basis: Das sogenannte EPANET Example Network 1 (auch als Net1 zu finden). Dessen Topologie ist in Abbildung 4.1 gezeigt und besitzt als verhältnismäßig kleines Netzwerk neun Knotenpunkte, einen Tank und ein Reservoir.

Der ad-hoc Datensatz

Die Ausgabe der WNTR-Simulation ist eine einfache Tabelle, in welcher für jeden Knoten stündlich die Werte des Wasserdrucks eingetragen sind. Abbildung 4.2 zeigt einen Beispielverlauf der Druckwerte im Normalzustand sowie in

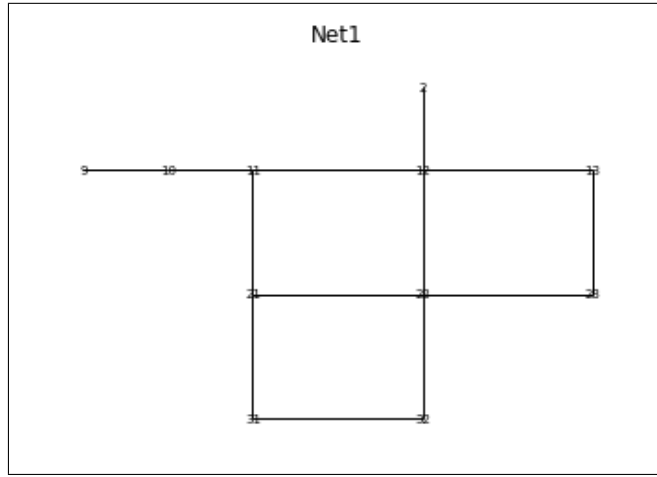


Abbildung 4.1: Aufbau des Netzwerkes.

Leckszenarien verschiedener Stärken. Diese können mit der Funktion

`add_leak(network, area, start_time, end_time),`

wobei “area” als betroffene Größe in Metern die Stärke des Lecks kennzeichnet, zu einem Knoten hinzugefügt werden. Die finalen Einstellungen sehen eine zufällige Stärke im Bereich von 0.0009 bis 0.0014 vor. Betrachtet man die Werte der Knoten zu einem bestimmten Zeitpunkt am Tag, so sieht man, dass (nach einer bis zu zehntägigen Eingewöhnungsphase, welche im weiteren Verlauf herausgeschnitten wird) diese exakt gleich sind. Damit die Modelle nicht die genauen Werte lernen, wird ein geringes, normalverteiltes Rauschen hinzu addiert (siehe Abbildung 4.3).

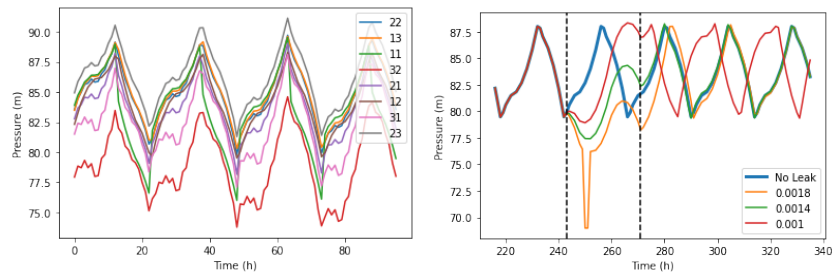


Abbildung 4.2: Beispielhafte Druckverläufe. Links ein leckfreies Szenario für eine Auswahl an Knoten. Rechts für den Knoten 12 ein Vergleich verschiedener Stärken des Lecks.

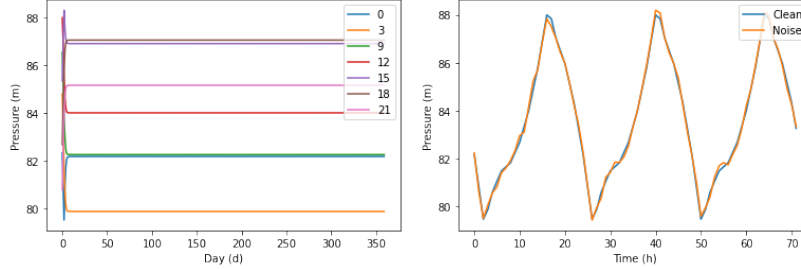


Abbildung 4.3: Beispielhafte Druckverläufe des Knotens 12. Links sind die Druckwerte ausgewählter Stunden über das Jahr angegeben. Nach der Eingewöhnungsphase sind ide vollständig konstant. Rechts ist der Einfluss des kleinen Rauschens gezeigt.

LeakDB

Der realistischere Datensatz LeakDB ist eine Ansammlung von 1000 Szenarien, welche jeweils über ein Jahr andauern und eine doppelt so hohe, zeitliche Auflösung, also halbstündlich, haben. Betrachtet man hier ebenso den Verlauf des Wertes einer Tageszeit, so kann man, im Vergleich zum ad-hoc Datensatz, hier saisonale Ereignisse und die Unsicherheit direkt erkennen.

Datenformat

Damit die Daten weiterhin als Zeitfolgen betrachtet werden können, gleichzeitig aber auf mehreren Szenarien trainieren und evaluieren werden kann, ist der Definitionsbereich des Modells nicht als $\mathbb{R}^{N \times d}$ definiert, wobei N die Anzahl an Datenpunkten und d die Anzahl Sensoren ist, sondern als $\mathbb{R}^{N \times p \times d}$, mit p als Datenpunkte pro Zeitfolge¹ und N als Anzahl Zeitfolgen. Damit kann dem Modell eine Liste an Zeitfolgen übergeben werden, dessen Rückgabewert aus $\{0, 1\}^{N \times p}$ ist, also jedem Zeitpunkt das Label 0 oder 1, für kein Leck oder Leck, gibt. Im Folgenden bezeichnet \mathcal{X} diese Liste an Zeitfolgen, $X_i \in \mathcal{X}$ eine einzelne Zeitfolge und $x_{i,j} = (x_{i,j}^{(1)}, \dots, x_{i,j}^{(d)}) \in X_i$ den j -ten Zeitpunkt aus Zeitfolge i mit $x_{i,j}^{(k)}$ als dessen k -ten Sensorwert.

Die Analyse für die Metriken, welche aus der Konfusionsmatrix berechnet werden, geschieht nun nicht auf den einzelnen Zeitpunkten $x_{i,j}$, sondern auf den Zeitfolgen X_i . Eine Zeitfolge gilt als Leck-Szenario mit Label 1, falls mindestens ein Zeitpunkt innerhalb des Szenarios als Leck gekennzeichnet wurde. Andernfalls bekommt die leckfreie Folge das Label 0. Mit diesen Werten kann nun

¹Wichtig anzumerken ist hier, dass das p kein fester Wert ist, sondern unterschiedlich für jede der N Zeitfolgen sein kann.

die Konfusionsmatrix gebildet und die Metriken berechnet werden. Ein weiterer Vorteil der Betrachtung der Datenpunkte als Liste an Zeitfolgen ist die Berechnung der Detektionszeit: Diese kann nun innerhalb einer Zeitfolge als zeitliche Differenz des Auftretens eines Lecks bis hin zu seiner Erkennung gesehen werden, gegeben es existiert ein Leck, welches auch wirklich gefunden wurde. Die Menge an Differenzen kann dann hinsichtlich Mittelwert, Standardabweichung und Median untersucht werden.

Ein weiterer Schritt beim Vorbereiten der Daten ist das hinzufügen von Zeitinformationen. Während die aus der Simulation hervorgehenden Druckwerte nur mit Zeitschritt, also einer natürlichen Nummerierung, indiziert sind, ist für die weitere Bearbeitung der Werte eine weitere Informationen benötigt: Die Uhrzeit (im Quellcode auch `hour of the day`) wird durch das Anwenden von `modulo 24` auf den ursprünglichen Index² berechnet und kann damit die Zeitliche Einordnung, welche aus der Datenanalyse als annähernd periodisch angesehen ist, erleichtern.

4.2 Algorithmen

Die im Rahmen dieser Arbeit bearbeiteten Strategien sind die der direkten Klassifikation, welche als Baseline dienen wird, und der Regressions-Ensemble mit anschließender Threshold-Klassifikation, welche ein weitaus solideres Ergebnis liefern soll. Für beide Fälle ist ein Wrapper geschrieben, der neben eigenen Hyperparametern ein ML Modell (im Folgenden Basemodel genannt) entgegen nimmt. Dieses ist eines der im Kapitel 2 beschriebenen, bekannten Algorithmen. Die Aufgabe des Wrappers ist es, die erhaltenen Daten vor- und nachzubereiten, damit sie auf die Basemodels angewendet werden können. Für die Strategie der Klassifikation werden sie also so vorbereitet, dass Klassifikationsalgorithmen wie kNN angewendet werden können, während für die Strategie des Regressions-Ensemble Algorithmen wie LR oder Ridge angewendet werden.

Klassifikation

Für die Klassifikation wird ein naiver Ansatz benutzt, in dem ein Klassifikationsmodell auf den rohen Daten trainiert und vorhersagt. Dafür werden im Trainingsprozess zuerst die einzelnen Zeitfolgen konkateniert, da die Informa-

²Aufgrund der doppelten, zeitlichen Auflösung muss für LeakDB dieser Index noch halbiert werden, bevor Modulo gerechnet werden kann.

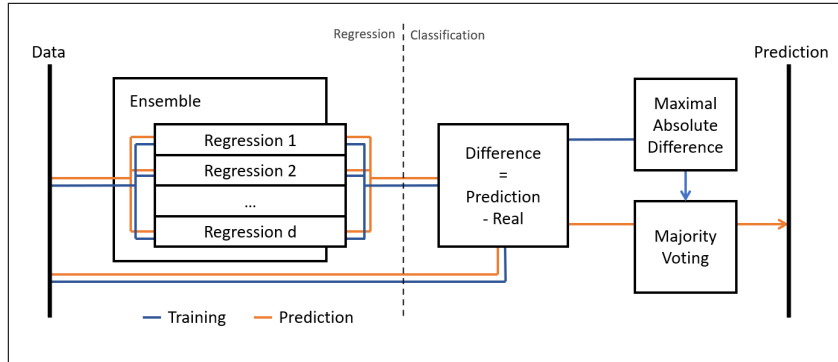


Abbildung 4.4: Schematische Darstellung des Regression-Ensemble-Ansatzes eingeteilt in die zwei Phasen.

tion über die Zeitfolgen hier nicht von Gewicht sind. Die eingabe des Formats $\mathbb{R}^{(N*p) \times d}$ wird nun mit den ebenso konkatenierten Labels dem Basemodel zum Trainieren bereitgestellt, was den Trainingsprozess beendet. Im Vorhersageprozess wird nun jede eingegebene Zeitfolge in das Basemodel eingegeben und die Ergebnisse in eine Ausgabeliste gesteckt. Bevor die Vorhersagen nun zurückgegeben werden können, wird ein Median-Filter auf die einzelnen Zeitfolgen angewendet. Dieser geht über jeden Wert und setzt in auf den Median der Einträge in einer kleinen Nachbarschaft um den Wert herum. So wird beispielsweise ein Zeitpunkt, welcher aufgrund von Rauschen als Leck gelabelt wurde, um sich herum jedoch nur leckfreie Zeitpunkte hat, selber zu einem leckfreien Punkt korrigiert. Die gröÙe dieses Zeitfensters ist ein Hyperparameter des Wrappers, namentlich `medfilt_kernel_size`.

Regression

Die Ausgabe der Leckdetektion ist eine binäre Klassifikation. Regressionsalgorithmen können hier dennoch helfen, um die Werte des Netzwerks zu einem bestimmten Zeitpunkt zu schätzen und anhand dessen und den real gemessenen Werten eine binäre Entscheidung zu fällen. Dieser Prozess ist in Abbildung 4.4 schematisch gezeigt und kann in zwei Phasen eingeteilt werden: Das Generieren des digitalen Zwillings, also die geschätzten Druckwerte des gesamten Netzwerkes, mittels Regressions-Ensemble und Klassifikation durch erkannte Thresholds.

Im Trainingsschritt werden die Listen an Zeitfolgen wie auch beim Klassifikationsansatz zuerst konkateniert. Diese Menge an Zeitpunkten wird nun in ein

Ensemble an Regressionsalgorithmen geleitet. Dieses ist wie folgt aufgebaut:

- Für jeden zu schätzenden Knoten gibt es genau einen Regressionsalgorithmus, welcher den Wert des Knoten schätzen soll.
- Welcher Algorithmus mit welcher Konfiguration der Hyperparameter dies ist, ist als Basemodel festgelegt.
- Die Eingabe jedes Basemodels sind die konkatenierten Daten mit jeweiliger Ausnahme der Werte des eigenen Knotens³.

Ist das Ensemble trainiert, wird es direkt benutzt um den digitalen Zwilling zu erschaffen. Die zweite Phase beginnt nun damit, die Differenzen zwischen realen und geschätzten Werten zu berechnen. Hierfür werden die geschätzten Werte einzeln von ihrem realen Gegenstück abgezogen. Es entsteht eine Differenzenmatrix $\mathcal{D} \in \mathbb{R}^{(N*p) \times d}$, die für leckfreie Zeitpunkte vom Betrag niedrige Werte und in Szenarien mit Leck hohe Werte haben soll. Um nun Thresholds zu berechnen wird für jeden Knoten die vom Betrag her maximale Differenz ausgewählt, welche einem leckfreien Zeitpunkt zugeordnet ist. Mit dem Hyperparameter `th_multiplier` kann dieser noch um einen gewissen Prozentsatz vergrößert werden. Ein weiterer wichtiger Hyperparameter ist der `th_mode`, welcher die Werte `simple` oder `daytime` annehmen kann. Der eben beschriebene Ablauf der Thresholdfindung ist die einfache Berechnung, während die Einstellung `daytime` die Differenzen zusätzlich nach der Tageszeit gruppiert. Während der Threshold-Vektor bei der einfachen Berechnung aus \mathbb{R}^d ist, ist dieser nun aus $\mathbb{R}^{d \times tspd}$, wobei *tspd* die Zeitschritte pro Tag angibt, also 24 bei dem ad-hoc Datensatz und 48 bei LeakDB.

Wie bei dem Klassifikationsansatz wird im Vorhersageschritt nun jede Zeitfolge einzeln betrachtet und dessen Ergebnisse nach Anwendung des Median-Filters in eine Ausgabeliste eingesetzt. Das Betrachten einer Zeitfolge sieht so aus, dass in der ersten Phase wieder mittels Regressions-Ensemble das geschätzte Netzwerk generiert und in der folgenden Phase mit den echten Werten zu einer Differenzenmatrix gemacht wird. Die im Trainingsschritt gefundenen Thresholds werden nun auf \mathcal{D} angewendet. Dafür wird jeder Wert mit seinem Threshold, also nach Knoten und möglicherweise Tageszeit, verglichen. Ist der absolute Wert größer, so gibt der Knoten für den Zeitpunkt eine 1 aus, sonst würde er

³Wichtig anzumerken ist hier, dass die Daten derart gefiltert werden, dass nur leckfreie Zeitpunkte für dieses Training genutzt werden. Im Kapitel 5.4 wird dies weiter diskutiert.

eine 0 ausgeben. Werden die Schätzungen der Knoten nun nach Zeitpunkt aufsummiert, erhält jeder Zeitpunkt die Anzahl der Knoten, die Alarm schlugen. Mit dem Hyperparameter `th_majority` kann man einstellen, wieviel Prozent an Knoten warnen müssen, bevor der Zeitpunkt insgesamt als Leck gelabelt wird.

4.3 Feature Extraction

Ein weiteres Werkzeug zum Verbessern von Vorhersagen kann das Feature Extractions sein. Das ist eine Form des Preprocessings, bei dem die Daten transformiert werden um Features zu entfernen, modifizieren oder hinzuzufügen. Zwei in dieser Arbeit untersuchte Methoden werden im Folgenden vorgestellt.

Past Days Transform

Die Past Days Transform versucht sich die annähernde Periodizität der Daten zu nutze zu machen, die bei der Analyse der Daten herausgekommen ist. Dafür werden zu den Druckwerten an einem Zeitpunkt die jeweiligen Druckwerte des letzten Tages hinzugefügt. Ein Datenpunkt sieht dann so aus:

$$x_{i,j} = (x_{i,j}^{(1)}, \dots, x_{i,j}^{(d)}, x_{i,j-tspd}^{(1)}, \dots, x_{i,j-tspd}^{(d)})$$

Dies kann rekursiv mehrere Male gemacht werden, wodurch ein Datenpunkt mehrere Tage in die Vergangenheit gucken kann. Der Parameter `past_end` kontrolliert, wie viele Tage Rückblick betrachtet werden. Ist dieser beispielsweise auf Drei, so besitzt ein Datenpunkt die Druckwerte des eigenen Tages, des Tages zuvor und die des zwei Tage zurückliegenden Datums.

Mean Transform

Um Rauschen entgegenzuwirken kann das Mitteln der Werte in einem kleinen Fenster um die jeweiligen Werte helfen. Mean Transform implementiert genau diese Methoden. Dabei kann mit dem Parameter `window` die Größe des Fensters eingestellt werden.

Kapitel 5

Ergebnisse

Zum Generieren der Ergebnisse wurde Grid-Search auf beiden Datensätzen für beide Ansätze, Klassifikation und Regressions-Ensemble, angewendet. Da dabei alle möglichen Kombinationen der Hyperparameter getestet werden, kann man einerseits verhindern, in lokale Optima zu laufen, andererseits kostet dieses Verfahren eine lange Zeit. Damit ist sowohl die Generierung, als auch die Analyse gemeint, da die Anzahl an Ergebnissen durch das Produkt der jeweils möglichen Einstellungen der Hyperparameter gegeben ist. Existieren beispielsweise fünf Hyperparameter mit jeweils fünf Einstellungen, so ist die Anzahl an Durchläufen gleich $5^5 = 3125$. Eine Auflistung, wie viele Kombinationen getestet wurden, kann in Tabelle 5.1 eingesehen werden.

Basemodel	Klassifikation		Regression-Ensemble	
	# HP	# Kombi.	# HP	# Kombi.
LR			0	300
Ridge		-	1	1800
Lasso			1	1800
kNN	2	40	2	2400
MLP	3	900	3	54000

Tabelle 5.1: Anzahl (als # abgekürzt) von Hyperparametern (HP) einzelner Modelle und ihrer insgesamten Anzahl an Kombinationen inklusive der Wrapper-Klasse. Klassifikation besitzt nur einen Hyperparameter, während Regression-Ensemble vier besitzt.

Da eine detaillierte Analyse aller Kombinationen den Rahmen dieser Arbeit sprengen würde, werden für den Ad-Hoc Datensatz sowie für den Ansatz der Klassifikation bei dem LeakDB Datensatz nur die besten Konfigurationen präsentiert. Da der Regressions-Ensemble-Ansatz auf dem realistischeren Da-

tensatz die wichtigsten Werte zeigt, wird dieser detaillierter betrachtet. Hier wird zuletzt auch die Detektionszeit und das Feature Extraction analysiert. Die vollständigen Werte jedes einzelnen Experimentes sind auf der GitHub-Seite als csv-Dateien bereitgestellt [TODO Quelle]. Dort ist ebenfalls ein Notebook namens `analyse.ipynb` hinterlegt, in welchem die komplette Analyse der Ergebnisse dokumentiert ist.

5.1 Optimale Konfiguration

Im Zuge des Ad-Hoc Datensatzes wurden 300 Zeitfolgen mit jeweiliger Zeitspanne von fünf Tagen getestet. Um die Accuracy als valide, erste Einschätzung der Güte nutzen zu können, ist der Datensatz genau zur Hälfte in leckfreie und leckbehaftete Szenarien aufgeteilt. Abbildung 5.1a zeigt die Metriken der, nach Accuracy, besten Konfigurationen der jeweiligen Ansätze und Basemodels. Wichtig zu bemerken ist, dass k-Nearest Neighbors in beiden Ansätzen und allen Metriken den höchsten Wert von 100% abliefert. Währenddessen sind bei der Linearen Regression und vor allem bei der L2-Regulierung starke Einbrüche in der Sensitivität für Lecks zu sehen.

Um auch bei LeakDB die Accuracy nutzen zu können, wurden aus den 1000 Szenarien 500 ausgewählt, sodass diese mit 250 leckfreien zu 250 leckbehafteten Szenarien balanciert war. Zusätzlich zu der doppelten, zeitlichen Auflösung, ist jede Zeitfolge hier zehn Tage lang. Abbildung 5.1b zeigt wieder die besten Werte auf. Hier ist zu bemerken, dass kNN aus dem Ansatz des Regressions-Ensembles stark eingebrochen ist, während die anderen Werte weitgehend stabil bleiben.

5.2 LeakDB Datensatz

Um diese massiven Datenmengen analysieren zu können, wurde zuerst für jeden Hyperparameter ein Einfluss-Wert erzeugt. Dieser gibt Aufschluss darüber, wie viel Einfluss die Veränderung dieses Wertes auf das Ergebnis einer Metrik hat und wird wie folgt berechnet:

```
def influence(results, feature, metric='accuracy'):
    grouped = results.groupby(feature).mean().loc[:, metric]
    return grouped.max() - grouped.min()
```

Hierbei sind `results` die Ergebnisse aus der csv-Datei, `feature` das zu untersuchende Feature und `metric` die jeweilige Metrik. Die `groupby`-Funktion

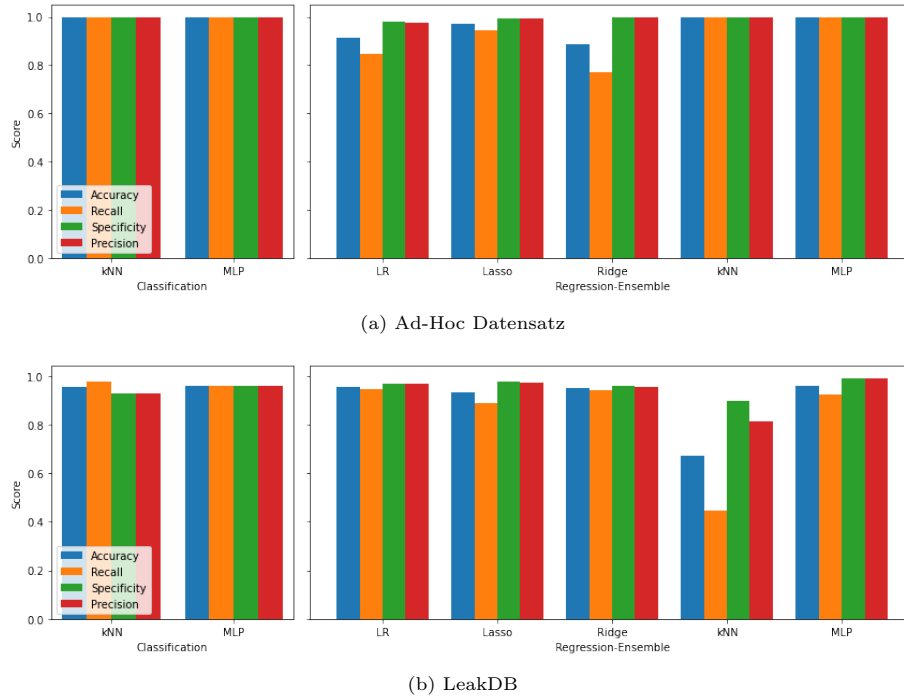


Abbildung 5.1: Die Werte der besten Konfigurationen einzelner Modelle, nach der Akkuratheit. Die genauen Einstellungen sind im benannten Notebook unter dem Punkt 'Die Besten' zu finden.

gruppiert also zuerst die Ergebnisse nach dem Hyperparameter, dessen Einfluss berechnet werden soll. Für jede seiner möglichen Einstellungen wird dann der mittlere Metrikwert berechnet, was dazu führt, dass die Differenz des maximalen zu dem minimalen Mittelwert den Gesamteinfluss widerspiegelt. Ein Hyperparameter mit einem Einfluss von 0.6 hat also das Potential, das Ergebnis um 0.6, also 60%-Punkte, zu verändern, während ein Hyperparameter mit einem Einfluss von 0.01 nur wenig am Endergebnis verändern kann. Anhang TODO ? gibt den Einfluss jedes möglichen Hyperparameters pro Basemodel an. Hier ist gut zu sehen, dass der Wrapper-spezifische Hyperparameter `th_majority`, also die Anzahl, wie viele Knoten Alarm schlagen müssen, bevor ein Zeitpunkt als leck-behaftet gilt, tendenziell den größten Effekt auf das Endergebnis hat, während die Größe des Median-Filters nur einen sehr kleinen Effekt hat. Für kNN und MLP ist `th_majority` jedoch nur an zweiter Stelle, da ihre modellspezifischen Hyperparameter `weights` und `activation` größeren Einfluss haben.

Die folgenden Analysen der Hyperparameter wurden generiert, indem die

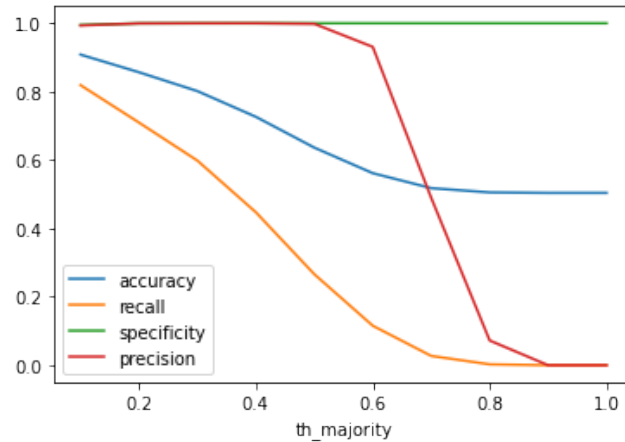


Abbildung 5.2: TODO.

Hyperparameter mit höherem Einfluss auf ihre lokale Optima gesetzt wurden und die Werte der Hyperparameter geringerem Einflusses gemittelt wurden. So lassen sich Tendenzen in der Veränderung eines Hyperparameters isolierter betrachten. Alle Grafiken dieser Analyse sind im Anhang gezeigt, welche keine Korrelation ergibt.

Schaut man sich zuerst den verhältnismäßig einflussreichsten Hyperparameter **th_majority** an, so fällt auf, dass der Verlauf bei allen Basemodels ungefähr gleich ist. Abbildung 5.2 zeigt dies am Beispiel des MLPs. Während die Spezifität annähernd konstant bleibt, sinken die Werte der Sensitivität und Akkuratheit. Am interessantesten ist die Präzision, also der Anteil echter Lecks an den prognostizierten Lecks, welcher erst Nahe eins bleibt, dann aber plötzlich stark abfällt. Ein weiterer, einflussreicher Wrapper-Hyperparameter ist **th_mode**, welche die Abhängigkeit der Thresholds von der Tageszeit einstellt. Auch hier sind die Verläufe ähnlich unter den Basemodels und liefert ein klares Bild: Die Thresholds von der Tageszeit abhängig zu machen verbessert die Akkuratheit und die Sensitivität, während die anderen Metriken sich nur leicht verschlechtern, wie am Beispiel der Linearen Regression in Abbildung 5.3 zu sehen ist. Weniger Einfluss geht von **th_multiplier** aus, welcher die berechneten Thresholds künstlich erhöhen kann. Abbildung 5.4 zeigt die Interaktion mit **th_majority** in einer Heatmap.

Für k-Nearest Neighbors ist der einflussreichste Hyperparameter **weights**, mit welchem angegeben werden kann, ob die Datenpunkte in der Nachbarschaft

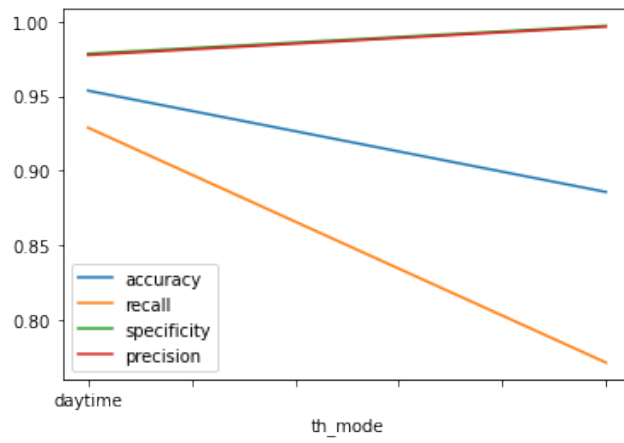


Abbildung 5.3: TODO.

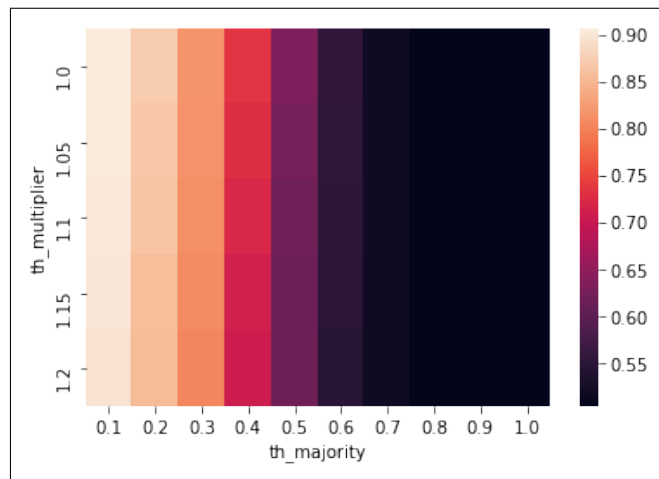


Abbildung 5.4: TODO.

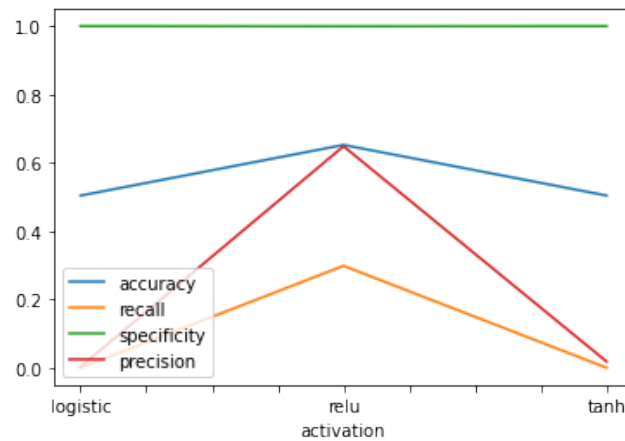


Abbildung 5.5: TODO.

alle gleich gewichtet werden, oder nach ihrem Abstand. Der Effekt von distanzbasierter Gewichtung im Vergleich zur uniformen Gewichtung wird in Abbildung ? gezeigt. Hier sieht man, dass die Spezifität abnimmt, während die Sensitivität erhöht wird. Bei der distanzbasierten Gewichtung werden also mehr Punkte als Leck klassifiziert.

Betrachtet man das MLP, so ist die richtige Wahl der Aktivierungsfunktion am entscheidendsten. Abbildung 5.5 zeigt, dass die Wahl der logistischen Funktion oder der Hyperbeltangens im Mittelwert zu einer Präzision und Sensitivität nahe null führt. Ein weiterer, nicht so einflussreicher Hyperparameter von MLP ist die Gestaltung der verborgenen Schichten. Auch, wenn es schwierig ist, eine Ordnung auf der Struktur zu finden, kann man in Abbildung 5.6, welche die Schichten zuerst nach ihrer Anzahl und dann ihrer Summe an Perzeptronen sortiert, einen kleinen Abwärtstrend in der Sensitivität sehen, je größer das künstliche, neuronale Netz ist.

Für die meisten Hyperparameter ist das Optimum für die bisher betrachteten Metriken ebenso das der Detektionszeit. Ein davon abweichender Fall, welcher in Abbildung 5.7 gezeigt wird, ist der `th_mode`, welcher im Gegensatz zu den anderen Metriken leicht die simple Einstellung bevorzugt.

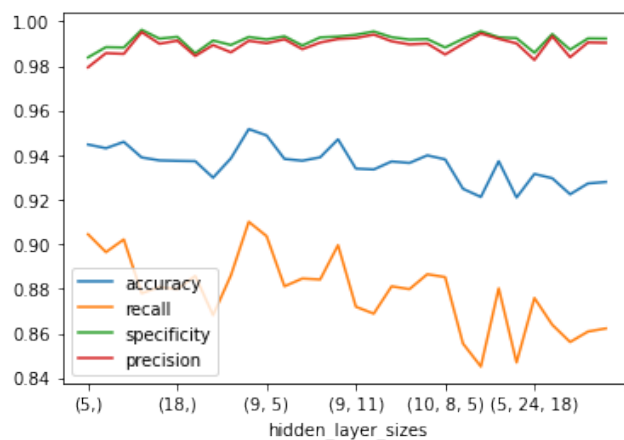


Abbildung 5.6: TODO.

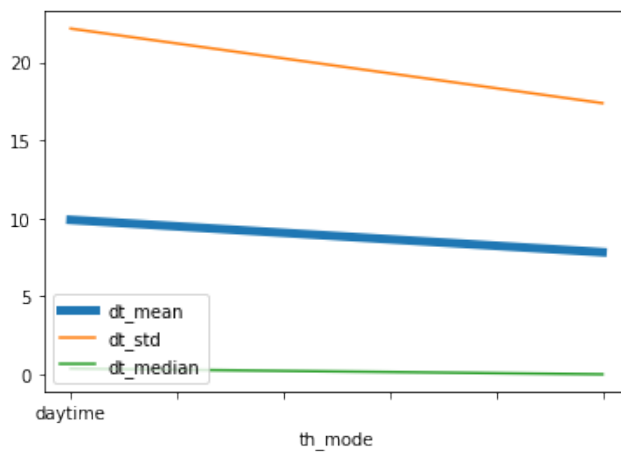


Abbildung 5.7: TODORidge.

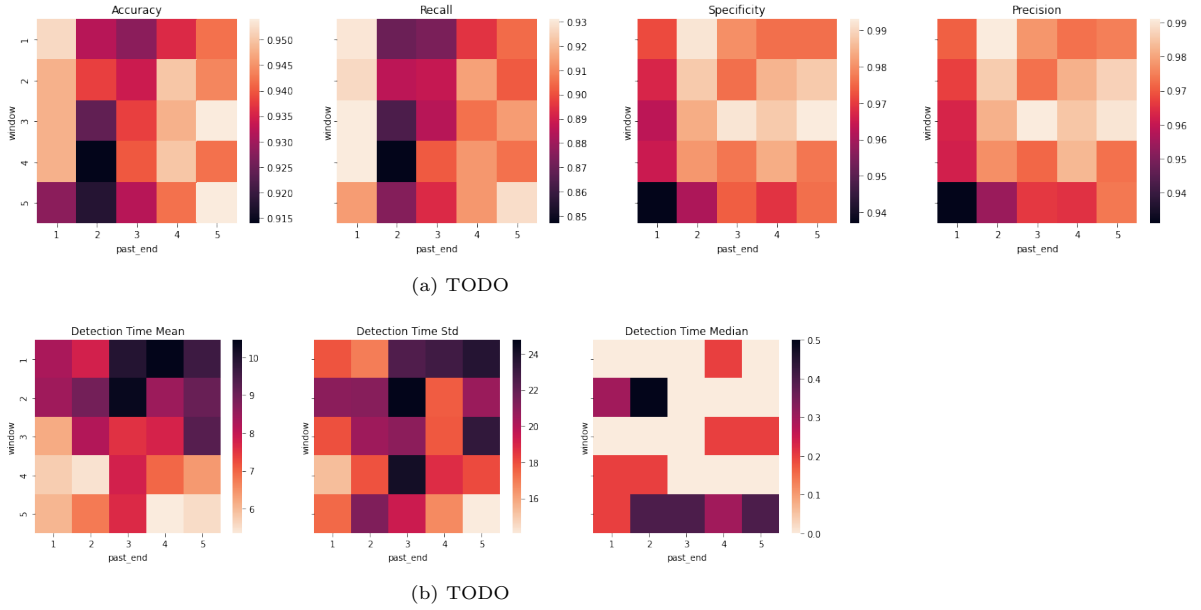


Abbildung 5.8: TODO.

5.3 Einfluss von Feature Extraction

Um die Effekte der zwei Techniken der Feature Extraction zu analysieren wurde das Basemodel Ridge Regression für den Ansatz des Regression-Ensembles genutzt. Für die Past Days Transformation wurden Werte zwischen Eins, also keinem Rückblick, und Fünf, also ein Rückblick um bis zu vier Tage in die Vergangenheit, gewählt. Für die Mean Transformation wurde ebenso eine Fenstergröße von Eins, also keiner Veränderung, bis zu Fünf, also einer Mittelwertberechnung über fünf Werte, vorgegeben. Die Ergebnisse lassen sich als Heatmap in Abbildung 5.8a einsehen. Interessant ist hier zu sehen, dass obwohl der Rückblick in die Vergangenheit generell bessere Werte liefert, so weiter dieser ist, ist für Accuracy und Sensitivity kein Rückblick am besten. Zudem kann die Mittelung der Werte nur bessere Werte hervorbringen, falls die Past Days Transform aktiv ist.

Betrachtet man sich jedoch die Detektionszeit in Abbildung 5.8b, so hat die Mittelung für die durchschnittliche Detektionszeit auch ohne Past Days Transform einen guten Effekt.

5.4 Diskussion

Um die Leistung verschiedener Ansätze des maschinellen Lernens in der Problemstellung der Leck-Detektion zu testen wurden diese zuerst auf einem einfachen und danach auf einem realistischeren Datensatz evaluiert. Dabei hat die Auswertung unter Anderem gezeigt, dass k-Nearest Neighbors sowohl im Ansatz der Klassifikation als auch des Regressions-Ensemble auf dem Ad-Hoc Datensatz beinahe perfekte Ergebnisse liefern kann, während es auf dem komplexen Datensatz stark schwächelt. Dies kann daran liegen, dass LeakDB neben den täglichen Schwankungen auch jährliche Veränderung besitzt, über die kNN keine Kenntnis haben kann. Die zusätzliche Angabe zum Beispiel der Kalenderwoche würde hier zwar vermutlich helfen, jedoch würde das viel mehr Daten erfordern. Zudem gibt es auch über Jahre hinweg andauernde Schwankungen durch das Weltklima, welche den Rahmen wieder sprengen würden. Die gegengesetzte Richtung, also dass Modelle auf den komplexeren Daten besser werden, ist bei den Regressionsalgorithmen zu sehen. Vor allem L2 kann hier signifikant an Sensitivität gewinnen. Ein möglicher Grund für die schlechtere Leistung auf den einfacheren Daten ist, dass diese anfangen, das Rauschen zu lernen, Stichwort Overfitting.

Ein weiterer großer Vorteil des Regression-Ensemble-Ansatzes ist, dass der Trainingsprozess nur leckfreie Daten benutzt. Das Modell kann also vollkommen auf leckbehaftete Zeitpunkte verzichten, welche in manchen Städten rar sind.

Wichtig anzumerken ist jedoch, dass in der momentanen Implementation des Ensembles der Trainingsschritt noch ausgebessert werden kann. So werden aktuell auf allen (leckfreien) Datenpunkten trainiert und direkt prognostiziert, um die Differenzen, welche dann die Thresholds ergeben, zu berechnen. Das bedeutet, dass bereits gelernte Daten abgefragt werden, was, wie in Kapitel 2 bereits gesagt, Probleme mit sich ziehen kann. Separates Training mit Cross Validation und extra Mengen alleine für die Berechnung der Differenzen kann zukünftig helfen, wobei ein solches Vorgehen wieder einen höheren Bedarf an Daten mit sich zieht.

Weitere Fragen, die sich aus der Analyse ergeben, sind die der einzelnen Hyperparameter. Betrachtet man `th_majority`, so lässt sich das Absteigen von Sensitivität und Akkuratheit leicht erklären: Denn dieser Hyperparameter gibt die Anzahl an, wie viele Knoten Alarm schlagen müssen und erhöht damit die generelle Hürde, damit ein Zeitpunkt als Leck erklärt wird. Höhere Hürde trotz konstanter Werte führt zu geringeren Zahlen. Interessant ist jedoch die

Präzision, welche zuerst stetig bei 100% bleibt und dann plötzlich auf 0% fällt. Aufschluss über dieses Verhalten gibt die Spezifität, welche hier bei 100% liegt. Dieser Wert kann nur erreicht werden, wenn die Anzahl fälschlicherweise als positiv markierten Punkte (FP) gleich 0 ist. Für die Präzision, welche als $\frac{TP}{TP+FP}$ berechnet wird, bedeutet dies, dass sie nur die Werte 1, falls es mindestens ein richtigerweise positiv markierten Punkt gibt, oder 0, falls $TP = 0$ ist, erreichen kann¹, was dieses Verhalten der Präzisionskurve erklärt. Die Werte zwischen 0 und 1 stammen dabei aus der Mittelung der verschiedenen Konfigurationen. Bezüglich des Erhöhen der Hürde ist die Interaktion mit dem Hyperparameter `th_multiplier` interessant. Da dessen Erhöhung ebenfalls eine Verstärkung der Hürde darstellt, könnte man meinen, dass diese Parameter in einer inversen Korrelation zueinander stehen sollten: So niedriger der Threshold, desto mehr Knoten sollte es zum Alarm schlagen benötigen. Doch die Abbildung 5.4 unterstützt diese These nicht.

Betrachtet man die Aktivierungsfunktion des MLPs, so kann die gleiche Erklärung wie für den plötzlichen Abfall der Präzision bei `th_majority` genutzt werden: Hier ist die Spezifität auch nahe 100%, was für die logistische Funktion oder den Hyperbeltangens bedeutet, dass keine Zeitpunkte als Leck gelabelt wurden. Um den Einfluss der verborgenen Schichten eines MLPs genauer bestimmen zu können, muss dieser jedoch noch weiter getestet und analysiert werden. Für diese Tests wurde die Form zufällig gesampelt, das heißt, es wurden nicht alle Kombinationen ausgetestet. Vielleicht kann mit einer erschöpfenden Suche ein Besserer Zusammenhang gefunden werden.

Die Betrachtung der Detektionszeit zeigt keinen großen, von der der anderen Metriken abweichenden, Handlungsbedarf an. Der Unterschied in den gezeigten Beispielen betrifft meist nur unter zwei Zeitschritten, also bei LeakDB eine Stunde. Der maximale Median betrifft für die Evaluation des Feature Extraction nur einen halben Zeitschritt, was einer viertel Stunde entspricht.

Die größte Limitation betrifft jedoch das zugrunde liegende WDN. Denn mit nur neun Knotenpunkten ist das benutzte "Net1" ein sehr kleines Netzwerk, wodurch die Ergebnisse, selbst bei realistischer Simulation, ein verfälschtes Bild abgeben können. Weiterführend sollten die Modelle somit auf größeren Netzwerken getestet evaluiert werden.

Auch das Auffassen des Themas als Vorhersageproblem von Zeitfolgen kann in weiterer Forschung noch stärker exploriert werden, da die in dieser Arbeit

¹Bei $TP = 0$ würde die Formel zu $\frac{0}{0}$ evaluieren, was nicht definiert ist. Für diese Anwendung ist es jedoch als 0 definiert.

betrachteten Algorithmen nur begrenzt zeitlichen Kontext inferieren können.

Kapitel 6

Zusammenfassung

In dieser Arbeit wurde in die Problemstellung der Leck-Detektion in Wasserverteilungsnetzwerken eingeleitet und wichtige Kriterien hervorgehoben sowie verschiedene Ansätze des maschinellen Lernens für die Eignung als Detektions-Algorithmen getestet. So ist für diese Technologien wichtig, schnelle und präzise Vorhersagen treffen zu können. Dafür wurden die Ansätze in verschiedenen Szenarien mit variierenden Bedingungen trainiert und evaluiert. Die Ergebnisse zeigen, dass ein Ansatz, indem ein Ensemble von Regressionsalgorithmen ein virtuelles Netzwerk prognostiziert auf realistischen Daten nicht nur für die Optimierung der Metriken, sondern auch für die echte Anwendung am besten funktioniert.

Zudem wurden für den Erfolg wesentliche Hyperparameter in der Feinabstimmung identifiziert und auf ihren Einfluss analysiert: So ist es wichtig, den Threshold dynamisch nach der Tageszeit auszurichten und die Anzahl an Knoten, die Alarm schlagen müssen, damit das gesamte Modell einen Zeitpunkt als Leck prognostiziert, niedrig zu halten. Auch das richtige Auswählen einer Aktivierungsfunktion für MLPs kann das Ergebnis stark verbessern.

Als letztes wurde gezeigt, dass das Erweitern der einzelnen Datenpunkte um Informationen von vergangenen Zeitpunkten helfen kann, mehr Sicherheit in der Vorhersagen zu schaffen.

Abschließend lässt sich sagen, dass vor allem das Regression-Ensemble einen vielversprechenden Ansatz für die Leck-Detektion bietet, welche auf größeren Netzwerken weiter getestet werden sollte.