

Cargonexx Abschlussbericht

FKZ-19F1054A

Contents

I. Kurzdarstellung	1
1) Aufgabenstellung	1
2) Voraussetzungen, unter denen das Vorhaben durchgeführt wurde,	1
3) Planung und Ablauf des Vorhabens,	2
4) wissenschaftlichem und technischem Stand, an den angeknüpft wurde,	2
5) Zusammenarbeit mit anderen Stellen.....	2
II. Eingehende Darstellung	2
1) der Verwendung der Zuwendung und des erzielten Ergebnisses im Einzelnen, mit Gegenüberstellung der vorgegebenen Ziele,.....	2
2) der wichtigsten Positionen des zahlenmäßigen Nachweises,	7
3) der Notwendigkeit und Angemessenheit der geleisteten Arbeit,	7
4) des voraussichtlichen Nutzens, insbesondere der Verwertbarkeit des Ergebnisses im Sinne des fortgeschriebenen Verwertungsplans,	7
5) des während der Durchführung des Vorhabens dem ZE bekannt gewordenen Fortschritts auf dem Gebiet des Vorhabens bei anderen Stellen,	8
III. Dem Schlussbericht ist als Anlage ein kurzgefasster Erfolgskontrollbericht beizufügen, der nicht veröffentlicht wird.	8

I. Kurzdarstellung

1) Aufgabenstellung

Entwicklung eines künstlichen neuronalen Netzes zur Senkung von Leerkapazitäten im Straßengüterverkehr (Machbarkeitsstudie – Entwicklung eines Pilotsystems)

Das Ziel war es, über Neuronale Netze den momentanen Preiscalgorithmus stark zu verbessern und auch mittels der Stochastischen Modellierung des Pricing Problems neuartige Ansätze zu erforschen und zu testen.

Eine automatische Bepreisung zwischen den Marktteilnehmern (Frachtführer und Verloader) ist essenziell, um ein großes Netzwerk aufzubauen und dann über die große Anzahl der Frachtkombinationen die Leerkapazitäten zu reduzieren.

2) Voraussetzungen, unter denen das Vorhaben durchgeführt wurde,

Cargonexx nutzte zu Beginn einen dem Random-Forest basierenden Preiscalgorithmus, der sehr auf den aktuellen Anwendungsfall bei Cargonexx optimiert und maßgeschneidert ist. Zudem war der ursprüngliche Preiscalgorithmus von Cargonexx auf den Verloader fokussiert und nicht auf den Frachtführer. Der neue Ansatz sollte beide Seiten betrachten.

3) Planung und Ablauf des Vorhabens,

Entsprechend des Ablaufplanes 2.3 des Antrages.

Die Punkte „Entwicklung des Neuronalen Netzes“ und „Formulierung des stochastischen Algorithmus“ wurden zusammenhängend betrachtet. Die stochastische Auswertung und Formulierung der Annahmewahrscheinlichkeiten von verschiedenen Preisen durch die Frachtführer, konnte erst aus den Outputs der Neuronalen Netze gewonnen werden, da diese eine Wahrscheinlichkeit für die „Price Acceptance“ basierend auf die Eingabeparameter, inkl. des Preises, generieren. Dadurch könnten dann die Approximationen der Wahrscheinlichkeitsverteilungen erstellt werden. Die Hauptarbeit ist daher in den Punkt „Entwicklung des Neuronalen Netzes“ geflossen.

4) wissenschaftlichem und technischem Stand, an den angeknüpft wurde,

Es gibt keine konkreten Arbeiten an die angeknüpft wurde. Uns war und ist keine konkrete wissenschaftliche Publikation über die Anwendung von Neuronalen Netzen zur Preisbestimmung im Logistikbereich bekannt. Die Bepreisung im Logistikbereich ist auch extrem, da es keine festdefinierten Produkte gibt. Es gibt mehrere Dimensionen, die einen Frachtauftrag beschreiben, aber jeder Frachtauftrag ist im Grunde recht individuell.

5) Zusammenarbeit mit anderen Stellen.

Für die Algorithmische Entwicklung wurde mit der Haensel AMS GmbH, Advanced Mathematical Solutions, zusammengearbeitet. Diese hat das interne Cargonexx Team bei der Formulierung und der Entwicklung der Algorithmen unterstützt.

II. Eingehende Darstellung

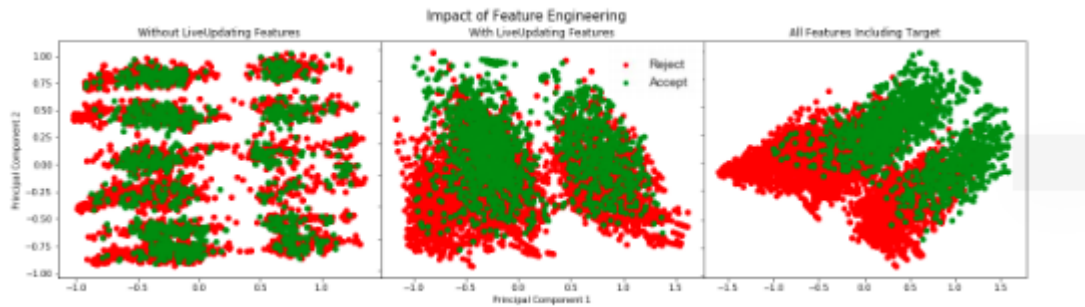
1) der Verwendung der Zuwendung und des erzielten Ergebnisses im Einzelnen, mit Gegenüberstellung der vorgegebenen Ziele,

Bezüglich der Verwendung der Zuwendung wird auf das Dokument „Verwendungsnachweis.pdf“ verwiesen.

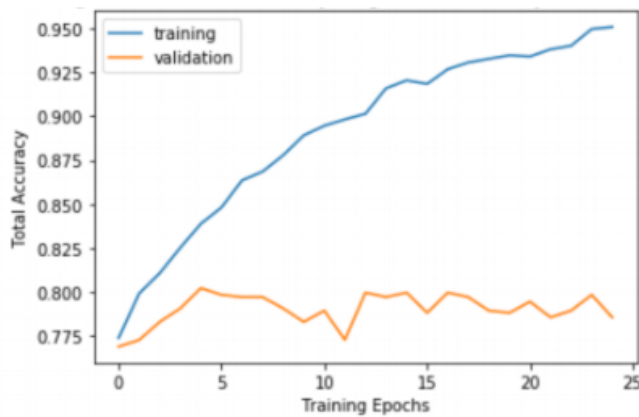
Hauptthema: „Entwicklung des Neuronalen Netzes“

Erster Punkt hierbei war das Feature Engineering und Entwicklung verschiedener Varianten der Input Matrix. Vor allem wurden neue, abgeleitete Features entwickelt und getestet. Wie z.B. Preisquantilen, auf Routen & zukünftiger Abfahrtstag ebene, die über verschiedene Zeitfenster generiert werden, oder auch u.a. entsprechende empirische Preisannahme Wahrscheinlichkeiten.

Im Folgenden sieht die Visualisierung der ersten beiden PCA Vektoren, auf verschiedenen Ebenen der Datensatz- und Featuremodellierung und es wird deutlich, dass man die zwei Klassen Accept (=positive Preisannahme) und Reject (=keine Preisannahme) deutlicher separieren kann. D.h. dieses Feature Engineering war sehr erfolgreich und hat viele Ergebnisse zum Verständnis der informativen Datenmodellierung geliefert.

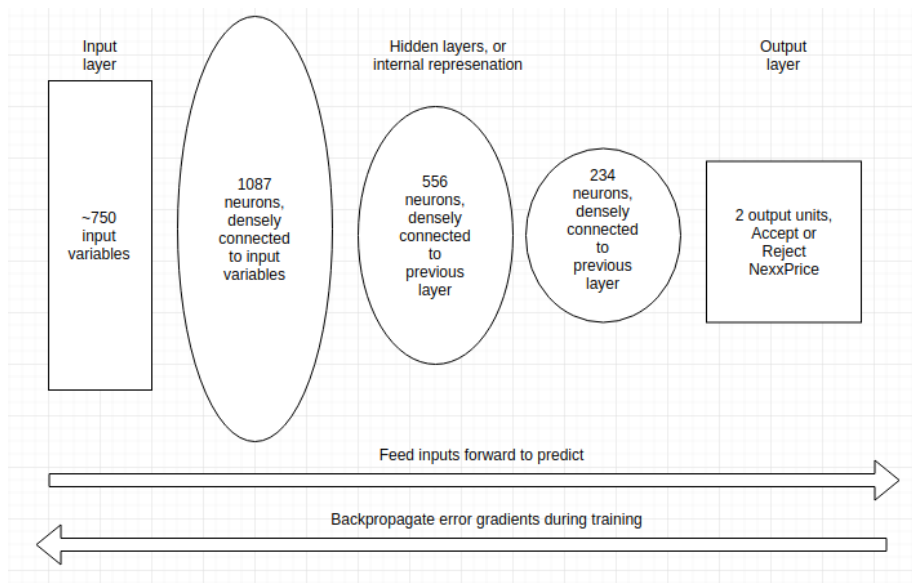


Als nächstes wurden Feed-Forward Neural Network Klassifizierungsalgorithmen entwickelt und getestet. In der Hyperparameter Optimierung wurde mit Gradient Descent trainiert und die Binary Cross-Entropy minimiert. Hier ein Beispiel von Testergebnissen einer Parameteroptimierung:



Number of hidden layers	3
Number of neurons per layer	1087, 556, 234
Hidden layer activation	ReLU
Dropout parameter	0.5
L2 regularization lambda	0
Mini-batch size	32
Training epochs	25
F1 Reject	0.86
F1 Accept	0.63
Precision Reject	0.88
Recall Reject	0.85
Precision Accept	0.60
Recall Accept	0.66

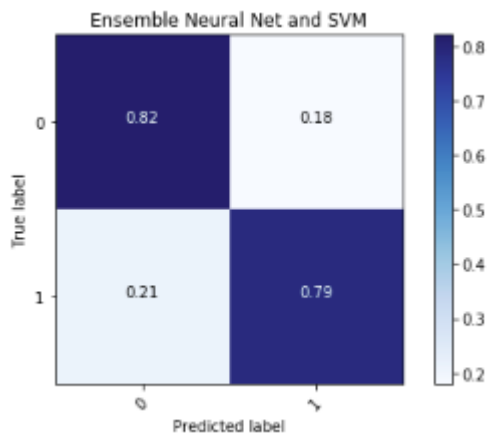
Hier eine schematische Darstellung des besten Neuronalen Netzes:



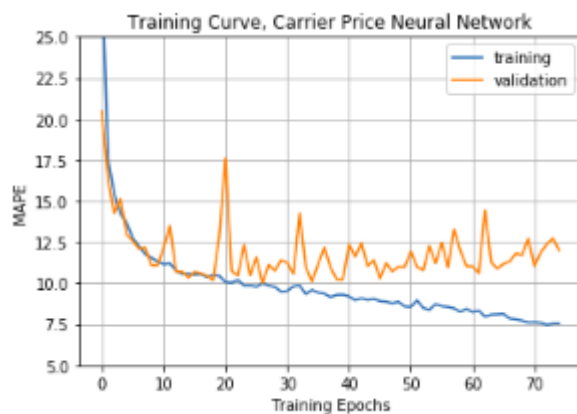
Die Performancedarstellung mittels einer Konfusionsmatrix auf den Trainings- und Testdaten sieht wie folgt aus:



Man sieht, dass ein Overfitting besteht. Mittels weiterer ausgiebiger Tests, konnten wir feststellen, dass wir mittels eines Ensembles mit einem SVM Modell, die Performance auf dem Testdatensatz noch einmal erheblich verbessern konnten:

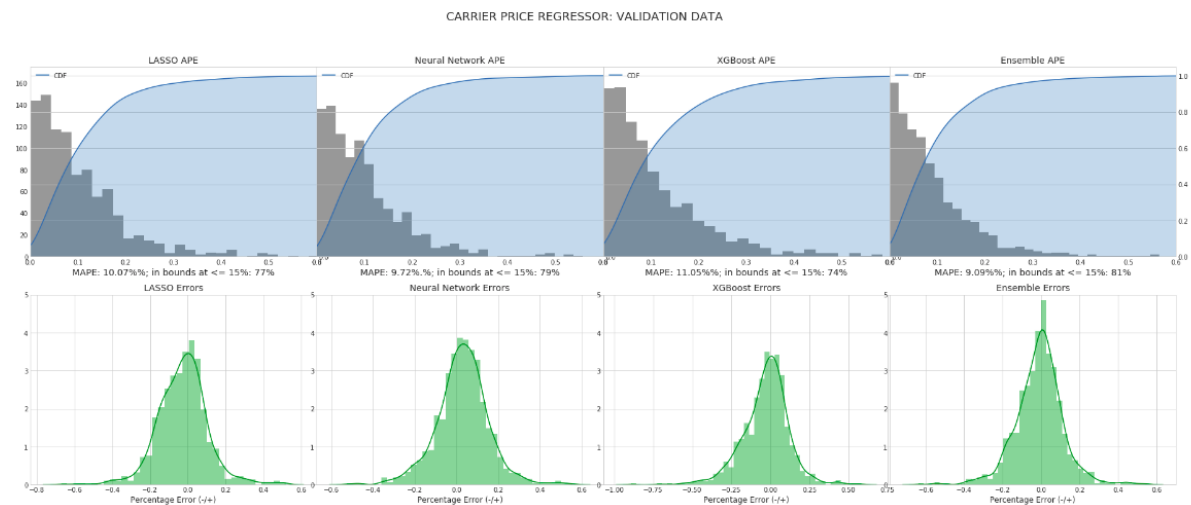


Als nächstes, wurde ein Neuronales Netz als Regression des Frachtführerpreises entwickelt, hierbei konnten die Ergebnisse des Feature-Engineerings erneut genutzt werden. Und auch die Hyperparameter wurden wieder optimiert:



test_MAPE_Mean	train_MAPE_Mean	Activation	Hidden_Layers	Dropout_Parameter	Training_Epochs	Regularization_Lambda	Regularization_Type
11.535761	9.150081	relu	2	0.0	50	0.010	L1
11.603274	9.125389	relu	2	0.0	50	0.001	L2
11.684537	8.924734	relu	2	0.2	75	0.001	L2
11.701512	9.422001	relu	3	0.5	75	0.000	L2
11.779601	8.959478	relu	2	0.5	75	0.000	L1
11.798718	8.712297	relu	2	0.0	50	0.001	L2
11.802017	8.942395	relu	2	0.2	75	0.001	L1
11.806250	8.645661	relu	2	0.0	50	0.010	L1
11.833839	8.777519	relu	2	0.0	50	0.010	L2
11.847274	8.962259	relu	2	0.2	75	0.000	L1
11.854277	9.054574	relu	2	0.2	75	0.010	L1
11.864717	8.542748	relu	2	0.0	50	0.010	L1
11.900308	8.664341	relu	2	0.0	50	0.001	L1
11.920077	8.833775	relu	3	0.2	50	0.001	L2
11.922218	8.728619	relu	4	0.0	35	0.010	L2
11.948426	8.216028	relu	3	0.2	50	0.000	L2
11.971753	9.249609	relu	2	0.2	75	0.000	L1
11.995208	9.222288	relu	2	0.5	50	0.000	L1
11.997346	9.496760	relu	2	0.5	50	0.000	L1
12.052277	8.290360	relu	4	0.2	50	0.001	L2

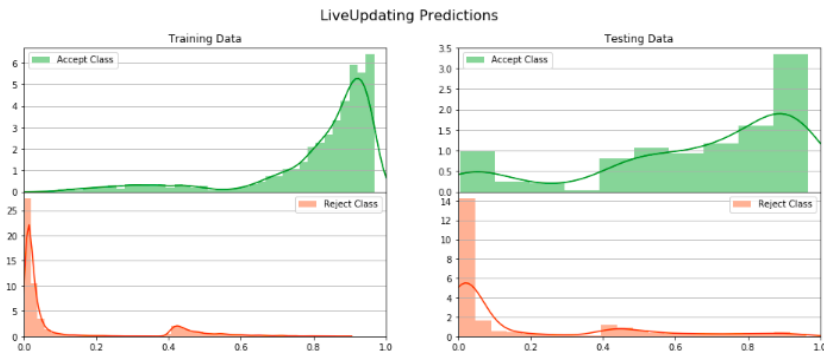
Der Preisalgorithmus basierend auf dem Neuronalen Netz wurden mit zwei anderen Standardalgorithmen des Maschinellen Lernens (Lasso & XGBoost) verglichen. Wir sehen das man mit unserem Neuronalen Netz die besten Ergebnisse erzielt: MAPE von 9.72% (zum Vergleich Lasso hat einen MAPE von 10.07% und XGBoost von 11.05%) und 79% der Fehler sind innerhalb von 15% des realisierten Marktpreises. Aber wir konnten auch wieder feststellen, dass wir mit einem Ensemble von den drei Algorithmen noch einmal die Performance verbessern konnten (MAPE von 9.09%).



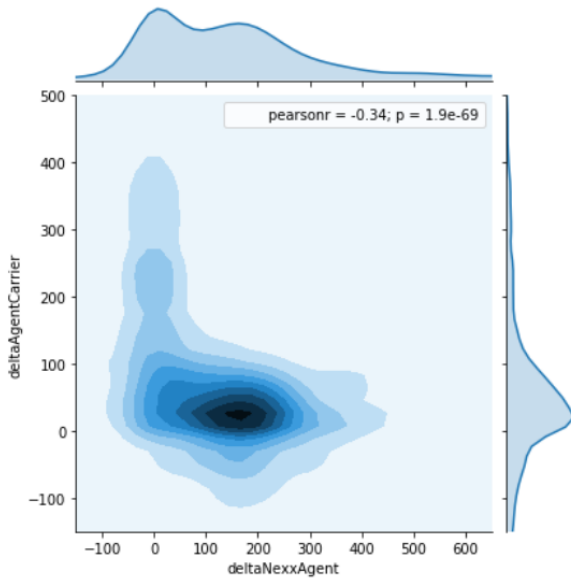
Ziel war es Preisalgorithmen basierend auf Neuronalen Netzen zu entwickeln. Wir haben uns erst über dem Klassifizierungsproblem („Wird der Preis angenommen im Markt? Ja/Nein, oder bei uns Accpet/Reject“) zugewendet. Dieses gibt uns auch die notwendige Wahrscheinlichkeitsverteilungsinformationen für die stochastische Preisproblemmodellierung. Danach haben wir ein Neuronales Netz zur Frachtführerpreisbestimmung entwickelt.

Hauptthema: „Formulierung des stochastischen Algorithmus“

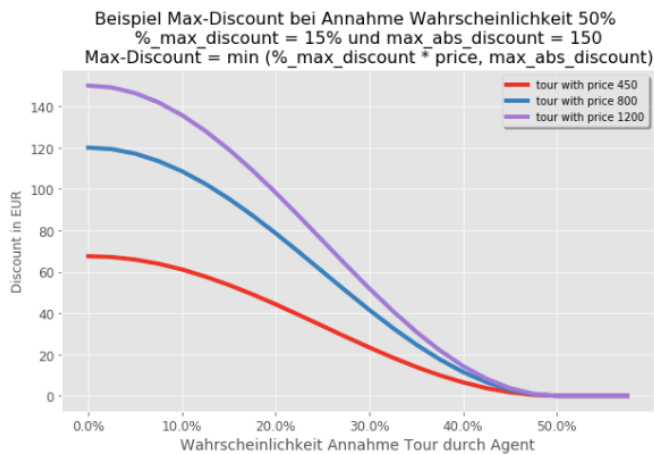
Die Hauptarbeit ging wie gesagt in die Entwicklung der Algorithmen für die Neuronalen Netze und diese liefern dann die notwendigen Approximationen für die Wahrscheinlichkeitsverteilungen über die entsprechenden Annahmewahrscheinlichkeiten von Preisangeboten. Hier beispielhafte Ergebnisse der Verteilungen auf dem Trainings- und dem Testdatenset:



Wir haben uns bei der stochastischen Preismodellierung, nicht wie zu erst geplant, auf die Entwicklung eines großen allumfassenden stochastischen Optimierungsproblem zur Preisbestimmung konzentriert, wie eigentlich initial geplant. Einerseits hat die Entwicklung und Optimierung der Neuronalen Netze länger gedauert, und wir haben auch festgestellt, dass ein viel stärkeres Potential in der Bestimmung von punktuellen Preisdiscounts basierend auf den Annahmewahrscheinlichkeiten besteht. Dies mittels der Preis-Deltas auf den verschiedenen Ebenen noch einmal verdeutlicht:



Dafür wurde ein Discount-Framework Modell entwickelt womit zielgerichtet Preisnachlässe zur Steigerung der individuellen Annahmewahrscheinlichkeit berechnet werden können.



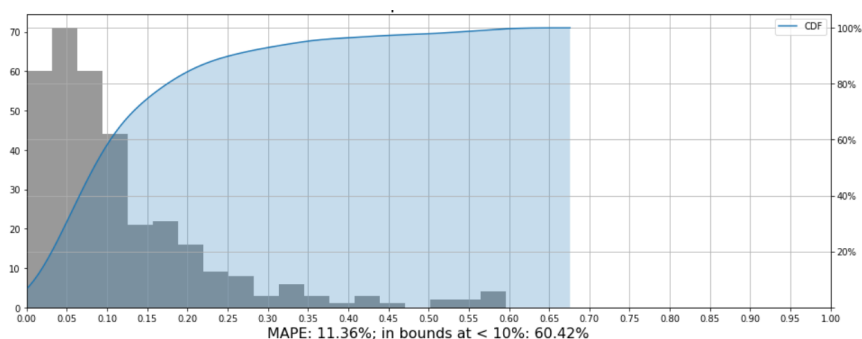
In diesem Punkt sind wir zwar von dem initialen Ziel der umfanglichen Modellierung abgewichen, aber dafür konnten wir ein stochastisches Modell zum Preis-Live-Updating entwickeln.

Hauptthema: „Pilottests und Anpassung des Modells“

In einem Pilottest wurden die Performance der Modelle evaluiert und es werden zwar zum Teil sehr gute Ergebnisse erzielt. Aber leider noch nicht auf einer konsistenten und genügend großen Menge um darauf basierend jetzt schon voll zu automatisieren.

Accepted tour count: 336
Mean APE: 11.36%
Median APE: 8.08%
Percent In Bounds at < 10%: 60.42%

	Absolute Percentage Error Bucket	Tour Count	Frequency	Cumulative Frequency	Mean Absolute Error EUR	(Error EUR, mean)	(Error EUR, 10th Percentile)	(Error EUR, 20th Percentile)	(Error EUR, 50th Percentile)	(Error EUR, 80th Percentile)	(Error EUR, 90th Percentile)
0	0_lt_1pct	23	0.07	0.07	2.34	-0.05	-4.00	-2.58	0.00	3.00	3.12
1	1_1pct-5pct	81	0.24	0.31	19.07	5.38	-20.00	-16.00	8.18	25.00	32.00
2	2_5pct-10pct	99	0.29	0.60	41.93	15.52	-41.00	-31.00	35.00	49.00	57.00
3	3_10pct-20pct	83	0.25	0.85	80.10	15.85	-88.00	-68.00	55.00	91.00	115.00
4	4_gt_20pct	50	0.15	1.00	237.08	152.65	-150.72	-109.00	144.56	299.00	367.18



Ziel war es die Performance der neuen Modelle in einem Pilottest auf bestimmten Nachfragemengen zu evaluieren und zum Teil, die Algorithmen weiter zu optimieren.

- 2) der wichtigsten Positionen des zahlenmäßigen Nachweises,

Bezüglich der Positionen des zahlenmäßigen Nachweises wird auf das Dokument „Verwendungsnachweis.pdf“ verwiesen.

- 3) der Notwendigkeit und Angemessenheit der geleisteten Arbeit,

Die geleistete Arbeit entspricht den im Projektantrag dargestellten Vorhaben.

Es war enorm wichtig die Machbarkeit und die Performance von den Neuronalen Netzen für den Preisalgorithmus zu evaluieren. Der Ansatz ist absolut neuartig und erforderte daher viel Entwicklungsarbeit, um eine zufrieden stellende Evaluierung zu ermöglichen.

- 4) des voraussichtlichen Nutzens, insbesondere der Verwertbarkeit des Ergebnisses im Sinne des fortgeschriebenen Verwertungsplans,

Teile der Neuronalen Netze sind über Ensemble-Techniken in die aktuellen Preisalgorithmen bei Cargonexx integriert. Die Ergebnisse haben aber ansonsten gezeigt, dass bei den aktuell Cargonexx verfügbaren Daten keine breite Nutzung der neuen Algorithmen sinnvoll ist.

5) des während der Durchführung des Vorhabens dem ZE bekannt gewordenen Fortschritts auf dem Gebiet des Vorhabens bei anderen Stellen,

keine Angabe

der erfolgten oder geplanten Veröffentlichungen des Ergebnisses.

Geplant ist ein populär wissenschaftlicher Artikel in den wie den OR News (<http://www.gor-ev.de/category/or-news>) und eventuell ein wissenschaftlicher Artikel in z.B. OR Spectrum (<https://link.springer.com/journal/291>). Des Weiteren natürlich Präsentationen auf Fachkonferenzen, wie der Predictive Analytics World.

III. Dem Schlussbericht ist als Anlage ein kurzgefasster Erfolgskontrollbericht beizufügen, der nicht veröffentlicht wird.

Der Erfolgskontrollbericht ist als das Dokument „Erfolgskontrollbericht.pdf“ mit den anderen Unterlagen eingereicht worden.