

Klassifikation mit LSTM

Ayfer Aslan und Julia Eppler

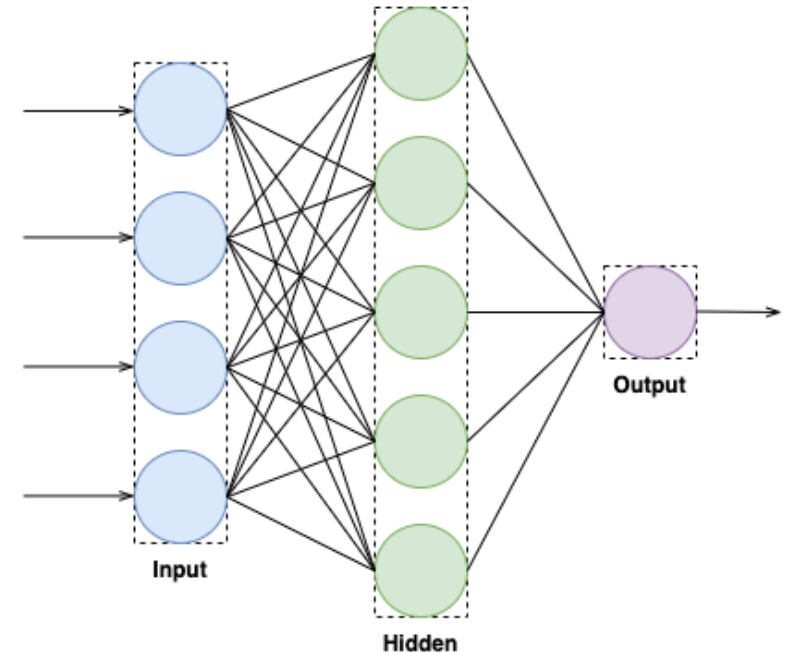
9. Januar 2023

Gliederung

- RNNs
- LSTM
- Experimente – Settings
- Ergebnisse
- Zusammenfassung
- Literatur

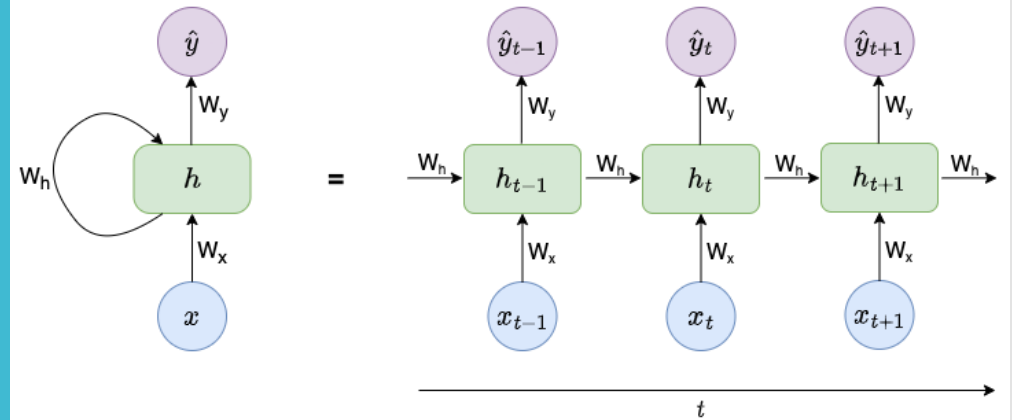
FFNN

- In **Feed-Forward-Neural Network** (FFNN) bewegen sich die Informationen nur in eine Richtung
→ berücksichtigt nur aktuelle Eingabe, hat keine Vorstellung von der zeitlichen Abfolge und kann deshalb schlecht vorhersagen, was als Nächstes kommt
- „Sprache ist eine Sequenz, die sich in der Zeit entfaltet.“
vgl. Jurafsky und Martin (2021, S. 184)
- Um diese zeitliche und sequenzielle Natur der Sprache widerzuspiegeln, können sogenannte **rekurrente neuronale Netze** (RNNs) verwendet werden



RNN

- verfügt über internen Speicher
- rekurrent, da es für jede Dateneingabe die gleiche Funktion ausführt, während die Ausgabe der aktuellen Eingabe von der vorherigen Berechnung abhängt. Nachdem die Ausgabe erzeugt wurde, wird sie kopiert und zurück in das rekurrente Netzwerk gesendet
- der Aktivierungswert des Hidden States h_t hängt nicht nur von der aktuellen Eingabe x_t ab, sondern auch von dem Aktivierungswert des Hidden States h_{t-1} aus dem vorangegangenen Zeitschritt $t-1$



RNN - Nachteile

- **Exploding Gradients**
 - wenn viele der Werte, die an den wiederholten Gradientenberechnungen beteiligt sind (z. B. die Gewichtsmatrix oder der Gradient selbst) größer als 1 sind
 - Gradienten werden extrem groß was es schwierig macht, sie zu optimieren
 - Lösung: Gradient Clipping
- **Vanishing Gradients**
 - die Gradienten der Parameter in Bezug auf die Verlustfunktion werden mit Hilfe der Kettenregel berechnet, bei der die Gradienten bei jedem Zeitschritt multipliziert werden
 - Mit zunehmender Anzahl von Zeitschritten werden die Gradienten bei jedem Zeitschritt kleiner und kleiner, was zu einem exponentiell abnehmenden Gradienten führt.
 - Dies kann es dem Netz erschweren, langfristige Abhängigkeiten in den Daten zu lernen, da die Gradienten der Parameter zu klein sind, um die Gewichte effektiv zu aktualisieren. Das bedeutet, dass das Netz Schwierigkeiten hat, sich weit entfernte Wörter in der Sequenz zu merken
 - Lösung: LSTM

LSTM

- **Long Short Term Memory (LSTM)** ist eine besondere Art von RNNs, die langfristige Muster lernen können im Sinne eines **langen Kurzzeitgedächtnisses**
- wurde entwickelt, um die Probleme der RNNs zu überwinden, indem das Netz Daten in einer Art Speicher ablegt, auf den es zu einem späteren Zeitpunkt zugreifen kann

LSTM

- zusätzlich zur rekurrenten Hidden Layer kommt eine Kontextschicht mit einem **Zellzustand c** , wobei die Schicht als Pfad der Informationsübertragung dient und die Zellen als Speicher verwendet werden
- Gates zeigen an, welche Daten nützlich sind und beibehalten werden sollten und welche nicht, so dass sie verworfen werden können. Dadurch wird sichergestellt, dass nur die für die Vorhersage relevanten Daten die Sequenzkette durchlaufen.
- Jedes Gate hat die gleiche Struktur
 - Feedforward-Schicht, gefolgt von einer Sigmoid-Aktivierungsfunktion und einer elementweisen Multiplikation mit der Schicht, die gesteuert werden soll.
 - Sigmoid wird als Aktivierungsfunktion verwendet, weil es eine Ausgabe zwischen 0 und 1 liefert. Dies führt in Kombination mit der Multiplikation dazu, dass nur Werte durchgelassen werden, die nahe an 1 liegen. Alle anderen mit kleinen Werten werden gelöscht.

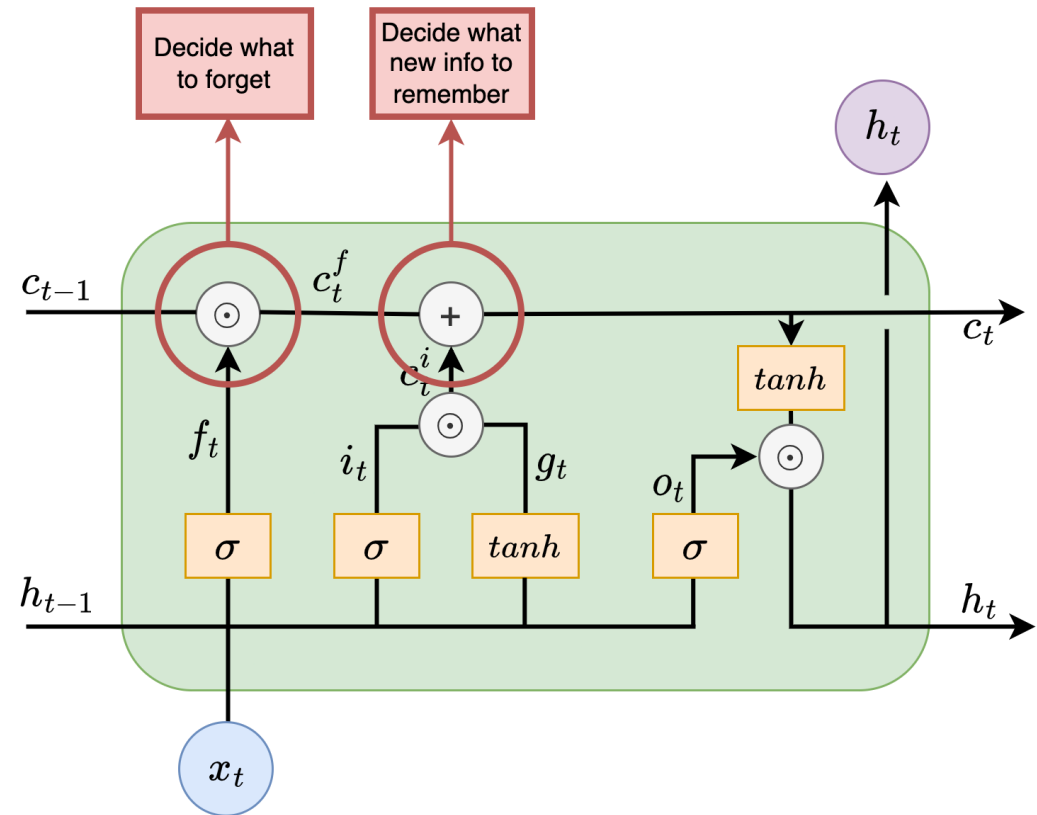
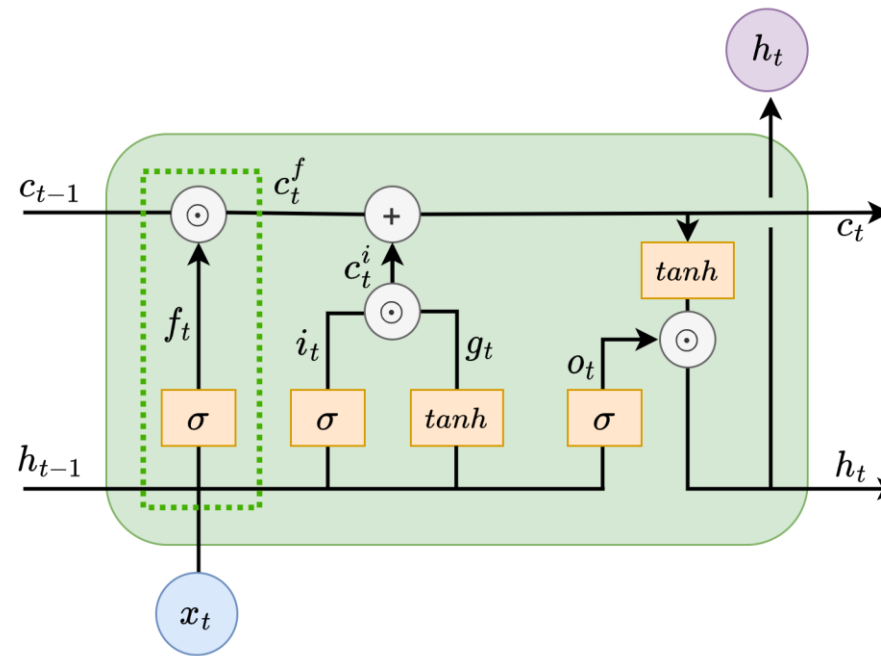


Abb. 3 LSTM Zelle
angelehnt an <https://djajafer.medium.com/multi-class-text-classification-with-keras-and-lstm-4c5525bef592>

LSTM

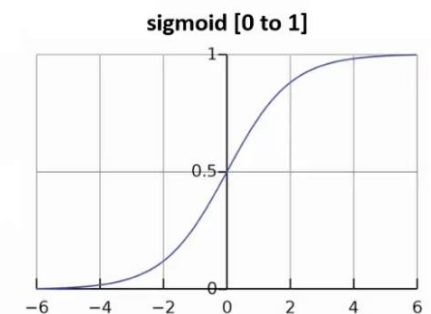
- Forget Gate

- Entscheidung, welche Informationen nicht mehr benötigt werden und diese aus dem Kontext und somit aus dem Zellzustand löschen
- Dazu wird die gewichtete Summe des Hidden State aus dem vorherigen Zustand h_{t-1} und der aktuellen Eingabe x_t berechnet und mit einer Sigmoidfunktion aktiviert
- Anschließend Berechnung des Hadamard-Produkts um die unwichtigen Informationen zu löschen



$$f_t = \sigma(W_f[h_{t-1}, x_t]) + b_f$$

0 to forget, 1 to remember



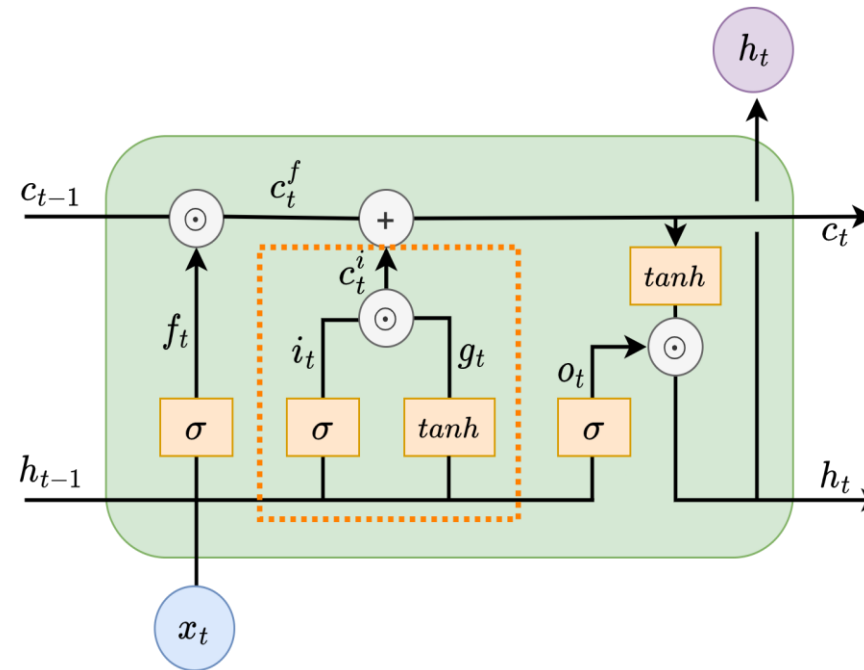
$$c_t^f = c_{t-1} \odot f_t$$

Abb. 4 Forget Gate
angelehnt an <https://djajafer.medium.com/multi-class-text-classification-with-keras-and-lstm-4c5525bef592>

LSTM

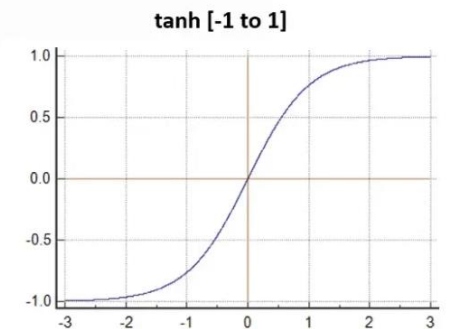
- Input Gate

- Entscheidung, welche neuen Informationen im Zellzustand gespeichert werden sollen
- vorherige Hidden State h_{t-1} und die aktuelle Eingabe x_t werden in Sigmoid-Funktion gegeben -> entscheidet, welche Werte aktualisiert werden
- Außerdem werden h_{t-1} und x_t in tanh-Funktion gegeben, um Werte zwischen -1 und 1 zu erhalten und das Netz zu regulieren
- Multiplikation der tanh-Ausgabe mit der sigmoid-Ausgabe. Die sigmoide Ausgabe entscheidet, welche Informationen aus der tanh-Ausgabe wichtig sind.



$$i_t = \sigma(W_i[h_{t-1}, x_t]) + b_i$$

$$g_t = \tanh(W_c[h_{t-1}, x_t]) + b_c$$



$$c_t^i = i_t \odot g_t$$

Abb. 5 Input Gate
angelehnt an <https://djajafer.medium.com/multi-class-text-classification-with-keras-and-lstm-4c5525bef592>

LSTM

-Cell State Update

- Berechnung des neuen Zellzustands c_t
- Addition der vorherigen Ergebnisse des Forget Gates c_t^f und des Input Gates c_t^i

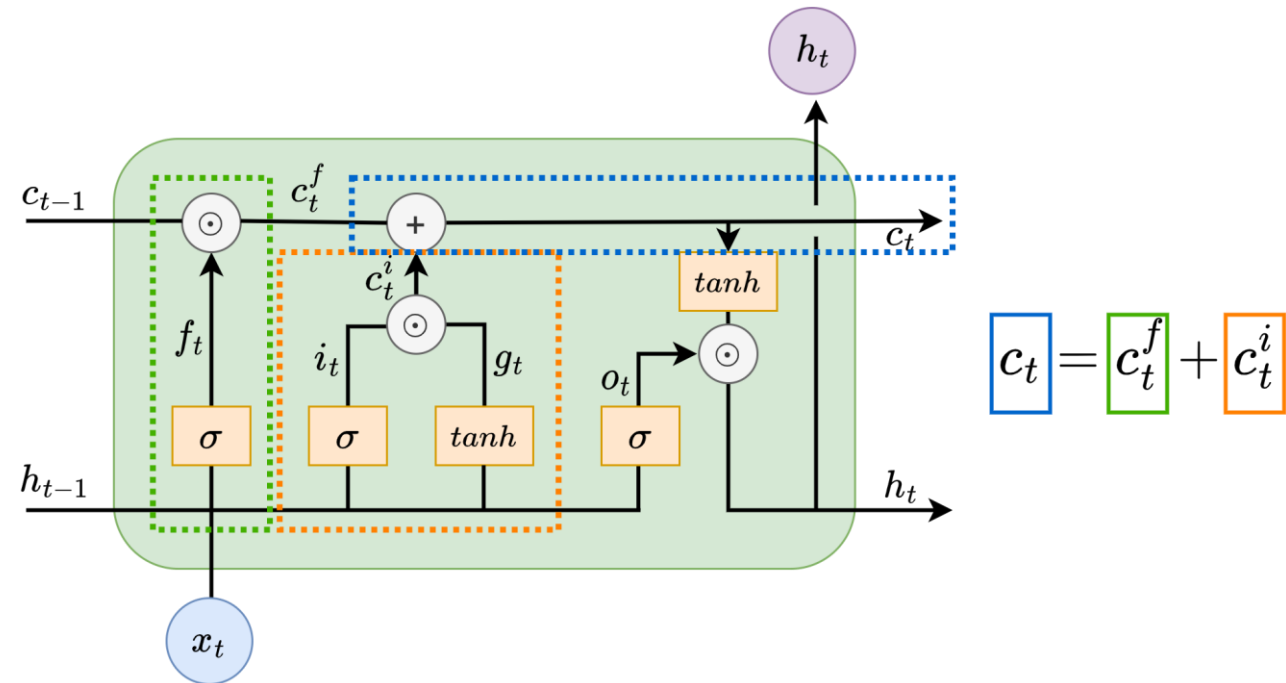
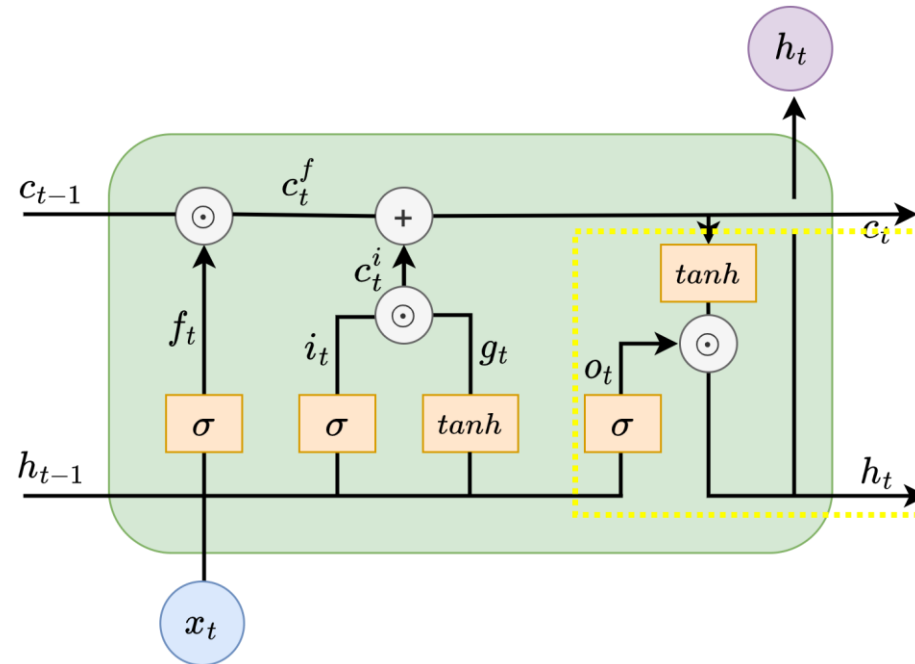


Abb. 6 Cell State Update
angelehnt an <https://djajfer.medium.com/multi-class-text-classification-with-keras-and-lstm-4c5525bef592>

LSTM

- Output Gate

- Das Output Gate entscheidet, was der nächste Hidden State h_t sein soll
- Zunächst Eingeben des vorherigen Hidden States h_{t-1} und die aktuelle Eingabe x_t in eine Sigmoid-Funktion
- Dann wird der neue Zellzustand c_t in die tanh-Funktion gegeben
- Multiplikation der tanh-Ausgabe mit der Sigmoid-Ausgabe, um zu entscheiden, welche Informationen h_t enthalten soll
- Ausgabe ist der Hidden State h_t
- der neue Zellzustand c_t und der neue Hidden State h_t werden dann in den nächsten Zeitschritt übergeben



$$o_t = \sigma(W_o[h_{t-1}, x_t]) + b_o$$
$$h_t = o_t \odot \tanh(c_t)$$

Abb. 6 Output Gate
angelehnt an <https://djajafer.medium.com/multi-class-text-classification-with-keras-and-lstm-4c5525bef592>

Experimente - Parameter

- Implementierung:
 - mit Tensorflow und Keras
 - GPU verwendet zum trainieren, da sonst sehr langsam
- Input
 - Nicht vortrainierte Keras Embedding Layer
 - Vortrainierte GloVe Embeddings (6B 300 Multilingual)
- Hyperparameter
 - Batch Size = 64
 - Epochen
 - Dropout Rate
- Early Stopping (auf val_loss, patience=3)



Ergebnisse

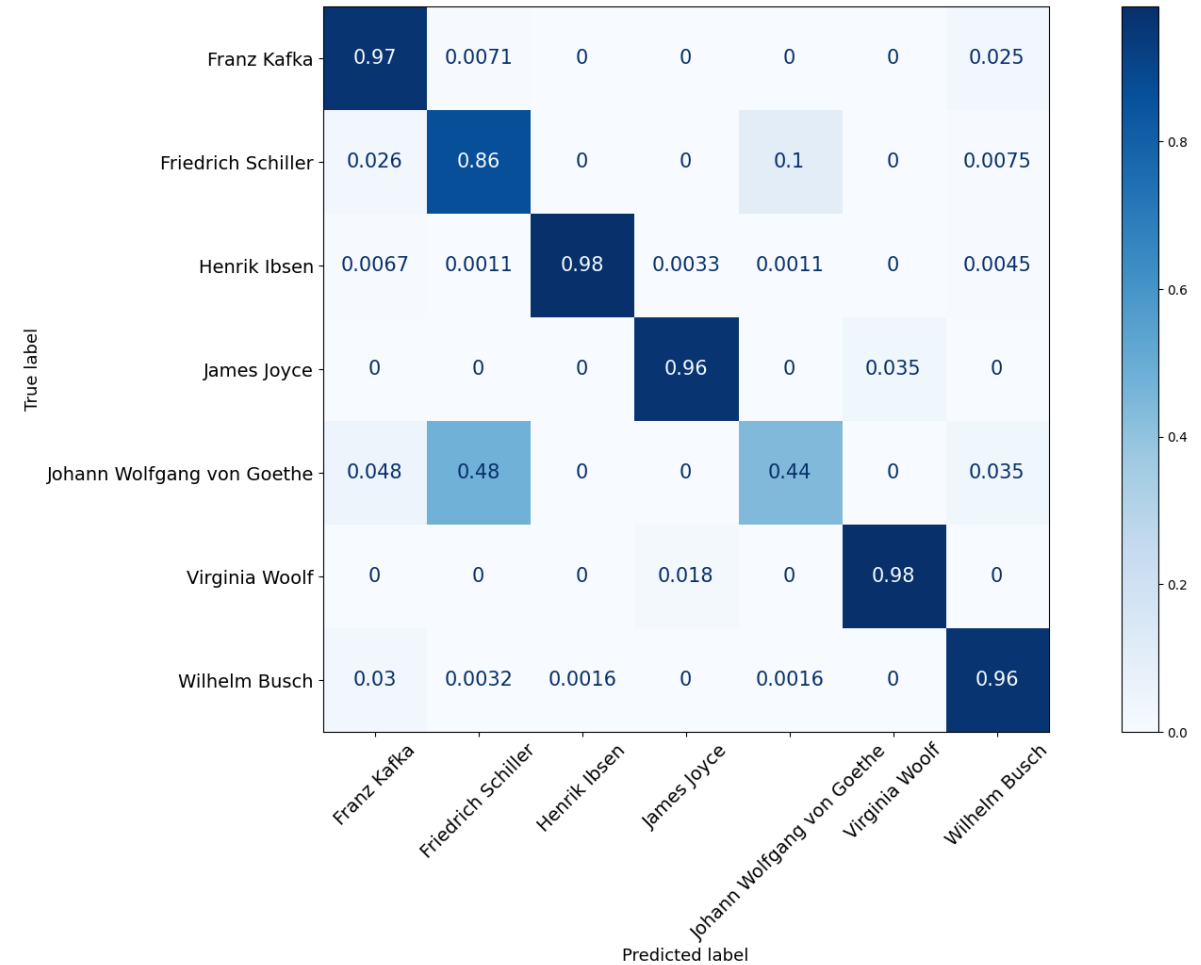
Briefesammlung - Autoren

Keras Embedding Layer

Dropout = 0.1

Epochen = 3

	precision	recall	f1-score	support
Franz Kafka	0.863	0.968	0.912	280
Friedrich Schiller	0.669	0.865	0.754	266
Henrik Ibsen	0.999	0.983	0.991	897
James Joyce	0.947	0.965	0.956	682
Johann Wolfgang von Goethe	0.775	0.439	0.560	228
Virginia Woolf	0.987	0.982	0.985	1901
Wilhelm Busch	0.966	0.963	0.965	627
accuracy			0.945	4881
macro avg	0.887	0.881	0.875	4881
weighted avg	0.947	0.945	0.943	4881



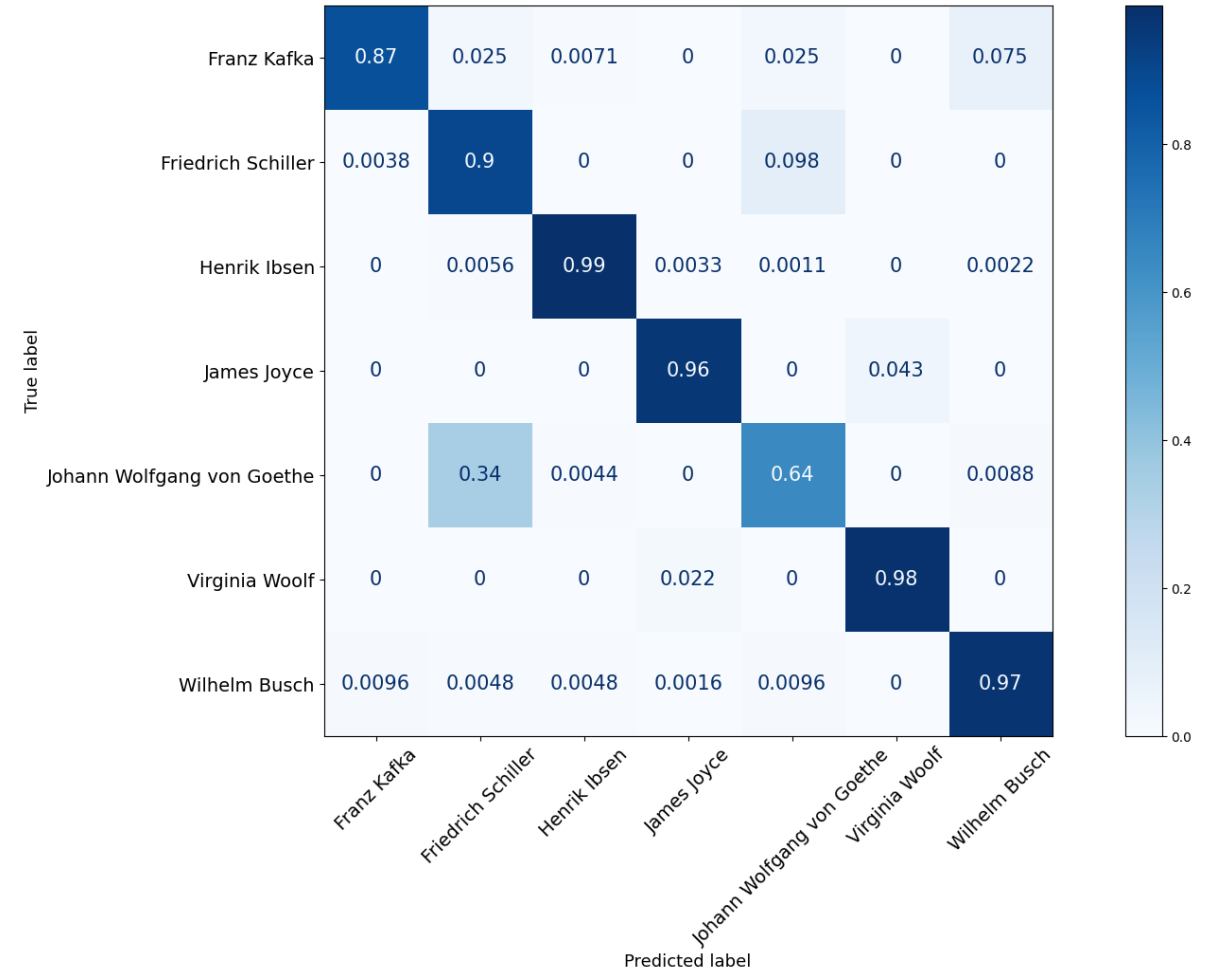
Briefesammlung - Autoren

GloVe Embeddings

Dropout = 0.1

Epochen = 3

	precision	recall	f1-score	support
Franz Kafka	0.972	0.868	0.917	280
Friedrich Schiller	0.720	0.898	0.799	266
Henrik Ibsen	0.993	0.988	0.990	897
James Joyce	0.934	0.957	0.946	682
Johann Wolfgang von Goethe	0.786	0.645	0.708	228
Virginia Woolf	0.985	0.978	0.981	1901
Wilhelm Busch	0.961	0.970	0.965	627
accuracy			0.950	4881
macro avg	0.907	0.901	0.901	4881
weighted avg	0.952	0.950	0.950	4881



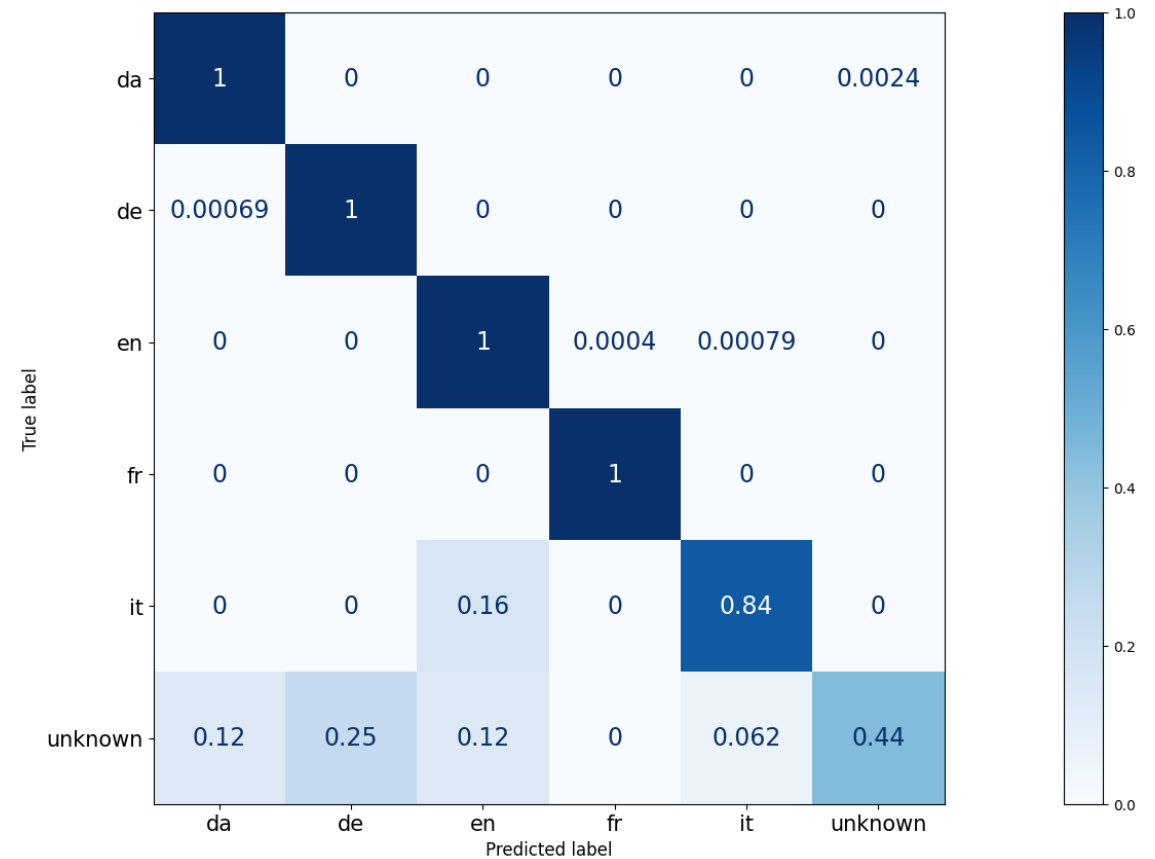
Briefesammlung - Sprachen

Keras Embedding Layer

Dropout = 0

Epochen = 3

	precision	recall	f1-score	support
da	0.999	0.995	0.997	838
de	0.997	0.999	0.998	1443
en	0.998	0.999	0.998	2517
fr	0.947	1.000	0.973	36
it	0.931	0.871	0.900	31
unknown	0.636	0.438	0.519	16
accuracy			0.996	4881
macro avg	0.918	0.884	0.897	4881
weighted avg	0.996	0.996	0.996	4881



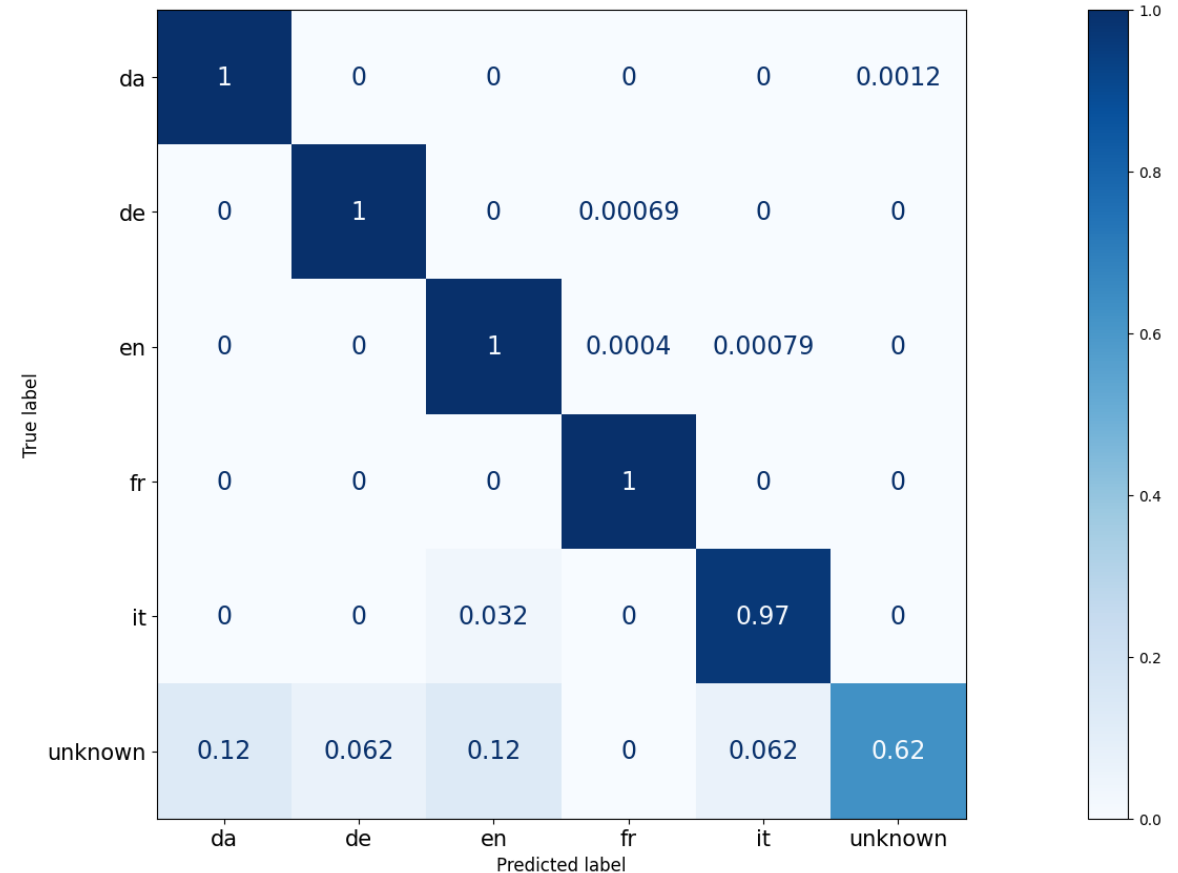
Briefesammlung - Sprachen

GloVe Embeddings,

Dropout = 0

Epochen = 4

	precision	recall	f1-score	support
da	0.998	0.999	0.998	838
de	0.999	0.999	0.999	1443
en	0.999	0.999	0.999	2517
fr	0.947	1.000	0.973	36
it	0.909	0.968	0.937	31
unknown	0.909	0.625	0.741	16
accuracy			0.998	4881
macro avg	0.960	0.932	0.941	4881
weighted avg	0.998	0.998	0.997	4881



Huffington Post - Kategorie

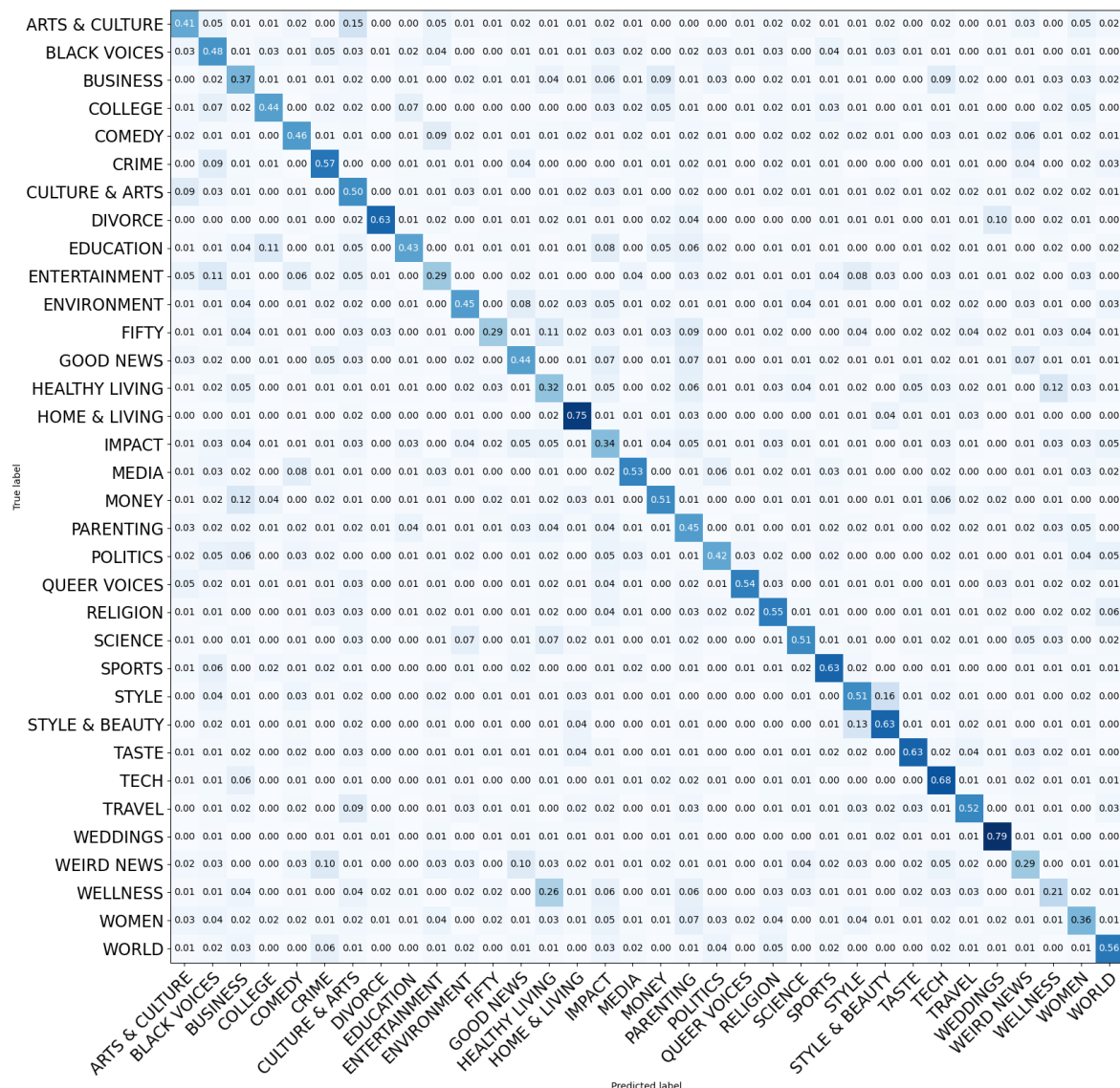
Keras Embeddings – Nur Headline

Dropout = 0,2

Epochen = 3

	precision	recall	f1-score	support
ARTS & CULTURE	0.374	0.411	0.392	282
BLACK VOICES	0.364	0.480	0.414	392
BUSINESS	0.335	0.368	0.351	380
COLLEGE	0.477	0.443	0.460	212
COMEDY	0.492	0.461	0.476	399
CRIME	0.528	0.575	0.550	409
CULTURE & ARTS	0.379	0.501	0.432	391
DIVORCE	0.842	0.625	0.718	419
EDUCATION	0.446	0.434	0.440	198
ENTERTAINMENT	0.377	0.295	0.331	387
ENVIRONMENT	0.475	0.454	0.464	355
FIFTY	0.481	0.286	0.359	273
GOOD NEWS	0.394	0.443	0.417	305
HEALTHY LIVING	0.267	0.316	0.289	386
HOME & LIVING	0.635	0.749	0.687	386
IMPACT	0.292	0.343	0.315	400
MEDIA	0.618	0.532	0.571	395
MONEY	0.491	0.512	0.502	324
PARENTING	0.353	0.453	0.397	391
POLITICS	0.555	0.419	0.478	420
QUEER VOICES	0.751	0.545	0.631	415
RELIGION	0.557	0.555	0.556	440
SCIENCE	0.598	0.514	0.553	414
SPORTS	0.602	0.627	0.614	410
STYLE	0.479	0.506	0.492	413
STYLE & BEAUTY	0.583	0.627	0.604	391
TASTE	0.674	0.630	0.651	397
TECH	0.511	0.675	0.582	416
TRAVEL	0.545	0.523	0.534	405
WEDDINGS	0.692	0.785	0.735	400
WEIRD NEWS	0.375	0.294	0.330	408
WELLNESS	0.306	0.211	0.250	407
WOMEN	0.395	0.362	0.378	400
WORLD	0.557	0.564	0.561	404

accuracy			0.491	12824
macro avg	0.494	0.486	0.486	12824
weighted avg	0.499	0.491	0.491	12824



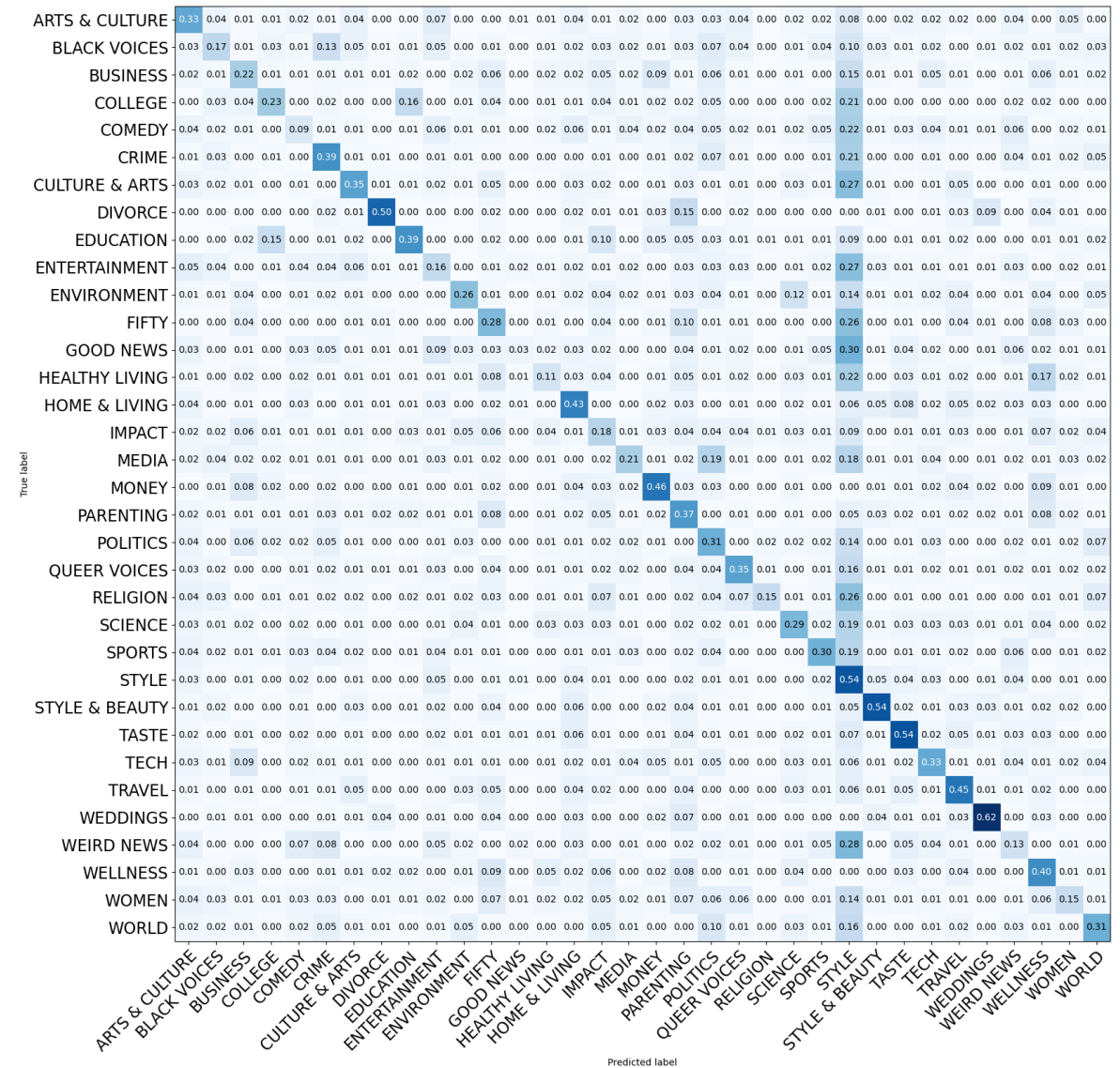
Huffington Post - Kategorie

Keras Embeddings – Nur Description

Dropout = 0,2

Epochen = 4

	precision	recall	f1-score	support
ARTS & CULTURE	0.245	0.330	0.281	282
BLACK VOICES	0.275	0.171	0.211	392
BUSINESS	0.251	0.216	0.232	380
COLLEGE	0.304	0.231	0.263	212
COMEDY	0.159	0.090	0.115	399
CRIME	0.364	0.391	0.377	409
CULTURE & ARTS	0.411	0.348	0.377	391
DIVORCE	0.727	0.496	0.590	419
EDUCATION	0.397	0.389	0.393	198
ENTERTAINMENT	0.194	0.163	0.177	387
ENVIRONMENT	0.356	0.262	0.302	355
FIFTY	0.178	0.282	0.218	273
GOOD NEWS	0.173	0.030	0.050	305
HEALTHY LIVING	0.239	0.114	0.154	386
HOME & LIVING	0.358	0.433	0.392	386
IMPACT	0.190	0.185	0.188	400
MEDIA	0.366	0.210	0.267	395
MONEY	0.443	0.460	0.452	324
PARENTING	0.238	0.373	0.291	391
POLITICS	0.231	0.310	0.265	420
QUEER VOICES	0.411	0.347	0.376	415
RELIGION	0.673	0.150	0.245	440
SCIENCE	0.371	0.287	0.324	414
SPORTS	0.401	0.302	0.345	410
STYLE	0.113	0.535	0.187	413
STYLE & BEAUTY	0.585	0.537	0.560	391
TASTE	0.477	0.544	0.508	397
TECH	0.392	0.327	0.356	416
TRAVEL	0.426	0.454	0.440	405
WEDDINGS	0.667	0.625	0.645	400
WEIRD NEWS	0.182	0.130	0.151	408
WELLNESS	0.302	0.400	0.344	407
WOMEN	0.263	0.147	0.189	400
WORLD	0.378	0.312	0.342	404
accuracy			0.313	12824
macro avg	0.345	0.311	0.312	12824
weighted avg	0.350	0.313	0.314	12824



Huffington Post - Kategorie

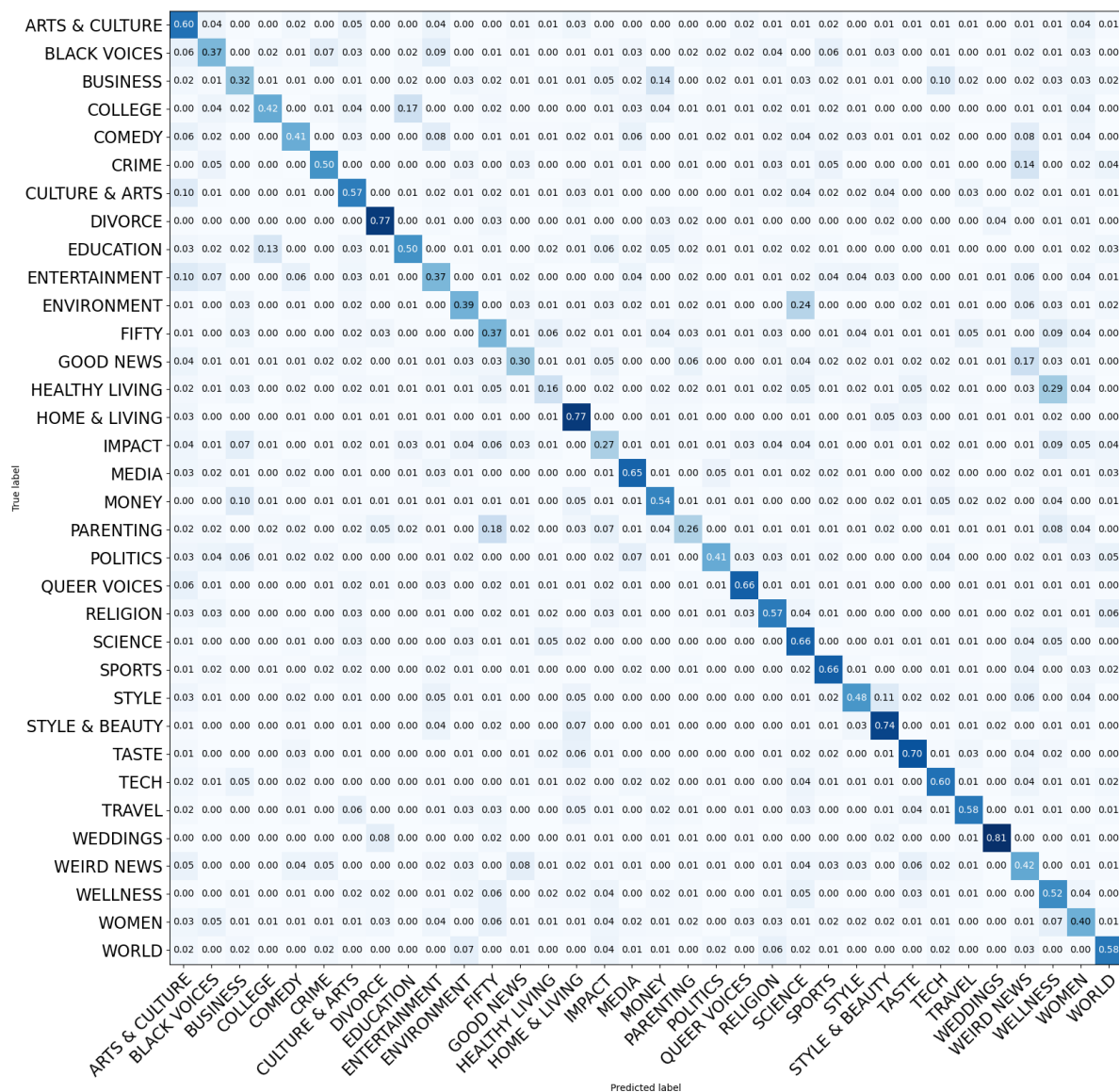
Keras Embeddings - Headline + Decscription

Dropout = 0,2

Epochen = 3

	precision	recall	f1-score	support
ARTS & CULTURE	0.324	0.603	0.422	282
BLACK VOICES	0.435	0.370	0.400	392
BUSINESS	0.401	0.321	0.357	380
COLLEGE	0.537	0.415	0.468	212
COMEDY	0.519	0.409	0.457	399
CRIME	0.678	0.499	0.575	409
CULTURE & ARTS	0.512	0.565	0.537	391
DIVORCE	0.743	0.773	0.758	419
EDUCATION	0.485	0.500	0.493	198
ENTERTAINMENT	0.389	0.370	0.379	387
ENVIRONMENT	0.457	0.389	0.420	355
FIFTY	0.265	0.374	0.310	273
GOOD NEWS	0.393	0.295	0.337	305
HEALTHY LIVING	0.346	0.163	0.222	386
HOME & LIVING	0.572	0.772	0.657	386
IMPACT	0.329	0.268	0.295	400
MEDIA	0.601	0.646	0.623	395
MONEY	0.499	0.543	0.520	324
PARENTING	0.432	0.258	0.323	391
POLITICS	0.644	0.414	0.504	420
QUEER VOICES	0.696	0.658	0.677	415
RELIGION	0.581	0.570	0.576	440
SCIENCE	0.447	0.657	0.532	414
SPORTS	0.569	0.661	0.612	410
STYLE	0.627	0.484	0.546	413
STYLE & BEAUTY	0.618	0.739	0.673	391
TASTE	0.657	0.695	0.676	397
TECH	0.581	0.601	0.591	416
TRAVEL	0.648	0.583	0.614	405
WEDDINGS	0.843	0.805	0.824	400
WEIRD NEWS	0.315	0.424	0.362	408
WELLNESS	0.372	0.521	0.434	407
WOMEN	0.393	0.398	0.395	400
WORLD	0.583	0.582	0.582	404

accuracy			0.515	12824
macro avg	0.514	0.510	0.504	12824
weighted avg	0.522	0.515	0.511	12824



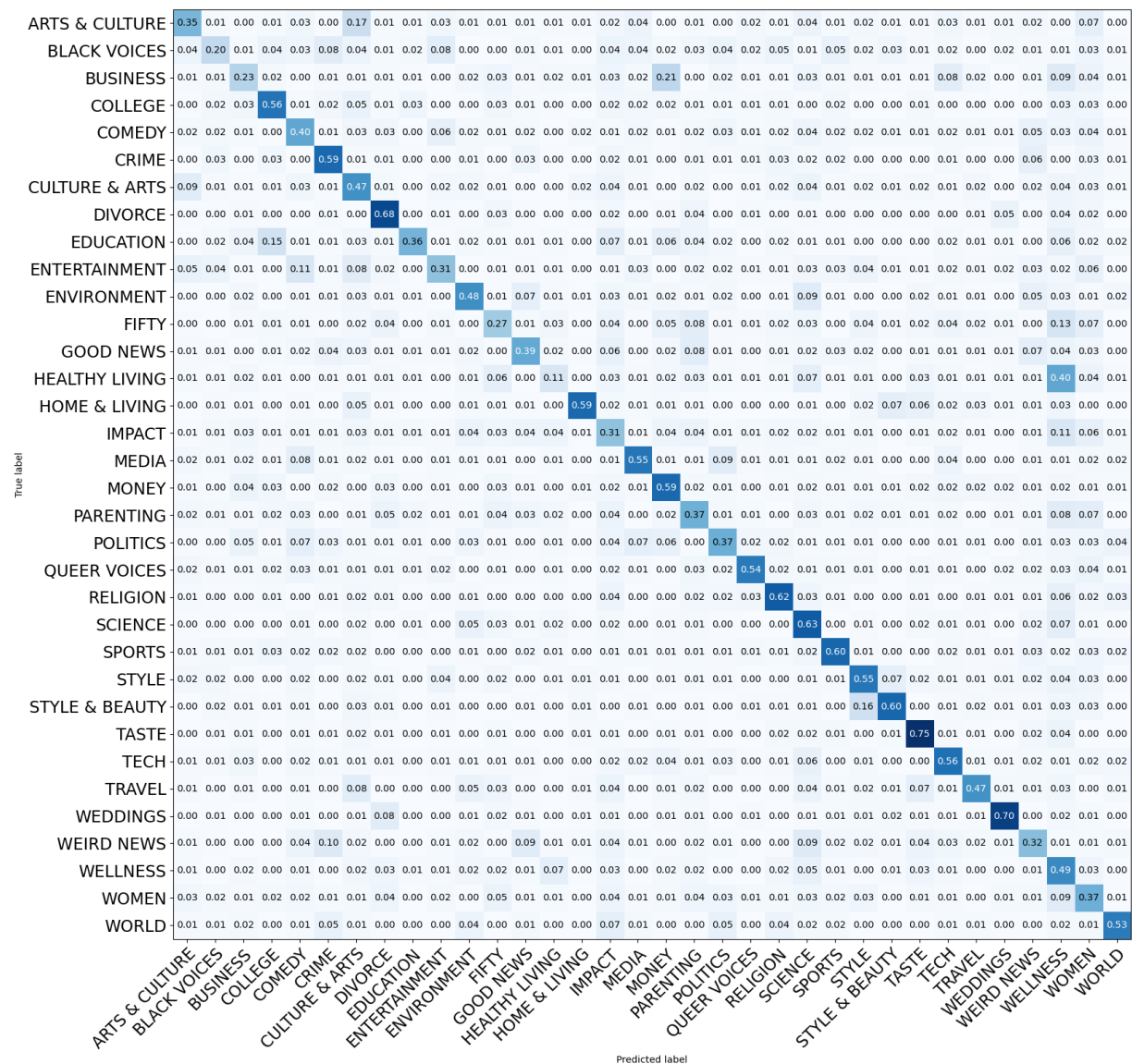
Huffington Post - Kategorie

GloVe Embeddings – Nur Headline

Dropout = 0,2

Epochen = 2

	precision	recall	f1-score	support
ARTS & CULTURE	0.366	0.348	0.356	282
BLACK VOICES	0.381	0.196	0.259	392
BUSINESS	0.350	0.226	0.275	380
COLLEGE	0.447	0.557	0.496	212
COMEDY	0.376	0.401	0.388	399
CRIME	0.553	0.589	0.570	409
CULTURE & ARTS	0.364	0.473	0.412	391
DIVORCE	0.594	0.680	0.634	419
EDUCATION	0.550	0.359	0.434	198
ENTERTAINMENT	0.433	0.310	0.361	387
ENVIRONMENT	0.471	0.479	0.475	355
FIFTY	0.267	0.275	0.271	273
GOOD NEWS	0.412	0.393	0.403	305
HEALTHY LIVING	0.260	0.114	0.159	386
HOME & LIVING	0.769	0.588	0.667	386
IMPACT	0.267	0.307	0.286	400
MEDIA	0.591	0.549	0.570	395
MONEY	0.424	0.586	0.492	324
PARENTING	0.370	0.368	0.369	391
POLITICS	0.451	0.374	0.409	420
QUEER VOICES	0.697	0.537	0.607	415
RELIGION	0.622	0.625	0.624	440
SCIENCE	0.426	0.626	0.507	414
SPORTS	0.618	0.595	0.606	410
STYLE	0.515	0.550	0.532	413
STYLE & BEAUTY	0.656	0.596	0.625	391
TASTE	0.618	0.753	0.679	397
TECH	0.548	0.565	0.556	416
TRAVEL	0.633	0.469	0.539	405
WEDDINGS	0.716	0.705	0.710	400
WEIRD NEWS	0.369	0.321	0.343	408
WELLNESS	0.244	0.494	0.326	407
WOMEN	0.300	0.372	0.332	400
WORLD	0.647	0.535	0.585	404
accuracy			0.473	12824
macro avg	0.480	0.468	0.466	12824
weighted avg	0.484	0.473	0.471	12824



Huffington Post - Kategorie

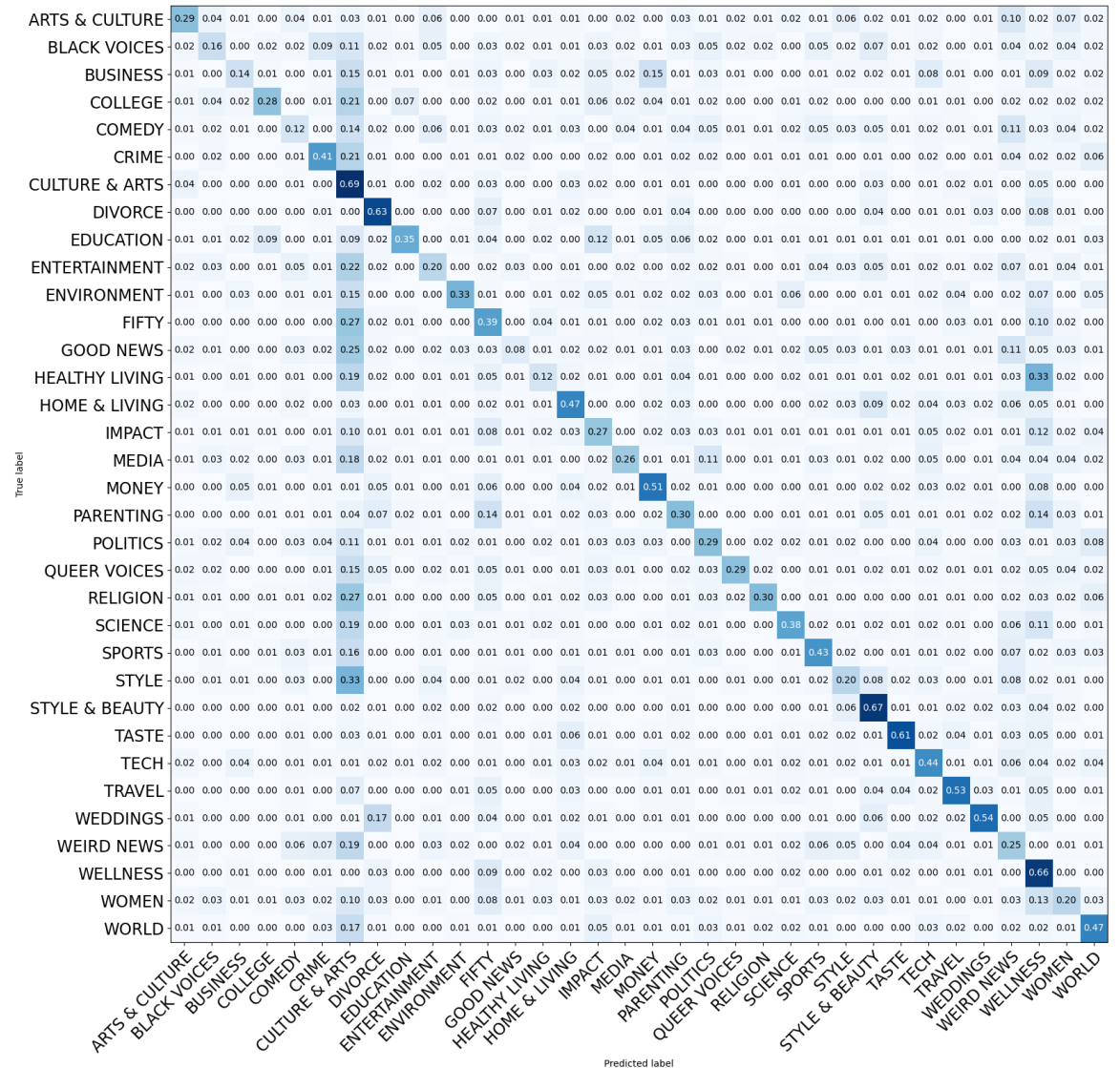
GloVe Embeddings – Nur Description

Dropout = 0,2

Epochen = 3

	precision	recall	f1-score	support
ARTS & CULTURE	0.399	0.294	0.339	282
BLACK VOICES	0.339	0.156	0.213	392
BUSINESS	0.312	0.145	0.198	380
COLLEGE	0.488	0.283	0.358	212
COMEDY	0.209	0.118	0.151	399
CRIME	0.497	0.411	0.450	409
CULTURE & ARTS	0.148	0.693	0.244	391
DIVORCE	0.493	0.630	0.553	419
EDUCATION	0.519	0.354	0.420	198
ENTERTAINMENT	0.302	0.199	0.240	387
ENVIRONMENT	0.598	0.327	0.423	355
FIFTY	0.199	0.392	0.264	273
GOOD NEWS	0.214	0.079	0.115	305
HEALTHY LIVING	0.260	0.119	0.163	386
HOME & LIVING	0.433	0.466	0.449	386
IMPACT	0.302	0.273	0.286	400
MEDIA	0.490	0.258	0.338	395
MONEY	0.461	0.512	0.485	324
PARENTING	0.330	0.297	0.313	391
POLITICS	0.353	0.290	0.319	420
QUEER VOICES	0.649	0.289	0.400	415
RELIGION	0.606	0.305	0.405	440
SCIENCE	0.525	0.379	0.440	414
SPORTS	0.458	0.427	0.442	410
STYLE	0.313	0.201	0.245	413
STYLE & BEAUTY	0.453	0.673	0.542	391
TASTE	0.643	0.607	0.624	397
TECH	0.406	0.445	0.424	416
TRAVEL	0.566	0.526	0.545	405
WEDDINGS	0.648	0.535	0.586	400
WEIRD NEWS	0.195	0.250	0.219	408
WELLNESS	0.266	0.663	0.380	407
WOMEN	0.246	0.195	0.218	400
WORLD	0.442	0.473	0.457	404

accuracy			0.364	12824
macro avg	0.405	0.361	0.360	12824
weighted avg	0.406	0.364	0.363	12824



Huffington Post - Kategorie

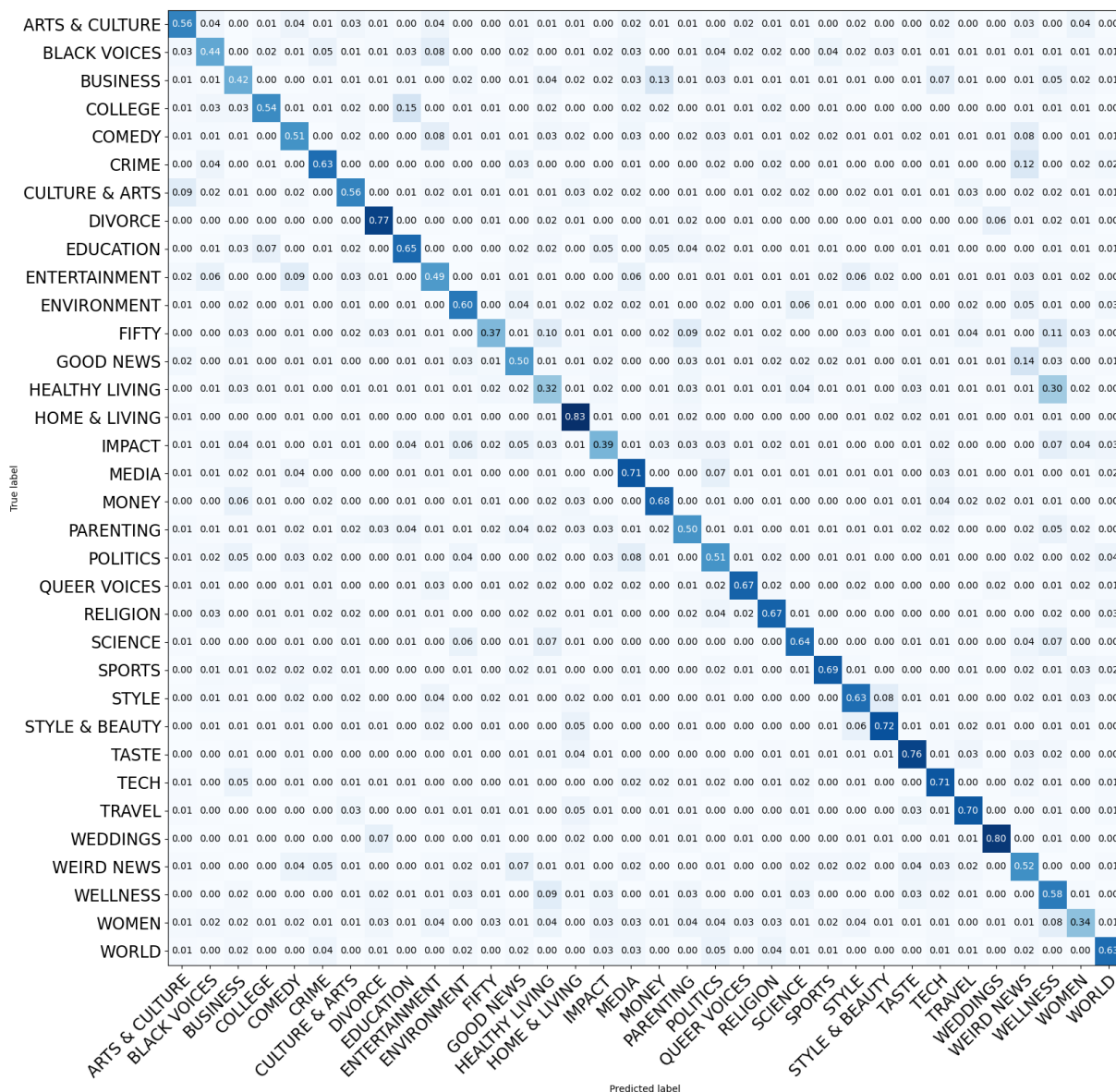
GloVe Embeddings - Headline + Decscription

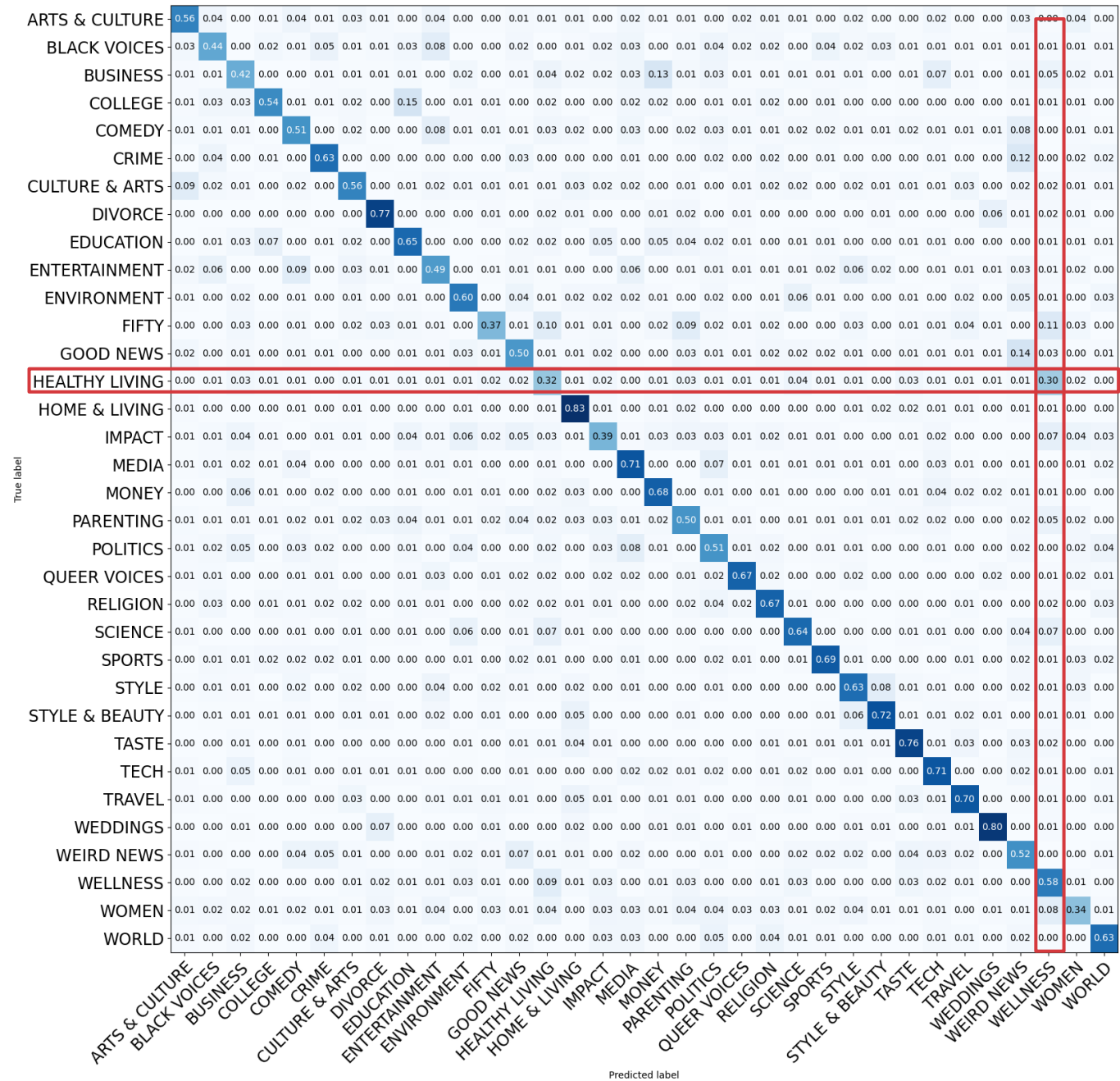
Dropout = 0,2

Epochen = 3

	precision	recall	f1-score	support
ARTS & CULTURE	0.562	0.564	0.563	282
BLACK VOICES	0.553	0.439	0.489	392
BUSINESS	0.475	0.418	0.445	380
COLLEGE	0.597	0.538	0.566	212
COMEDY	0.519	0.511	0.515	399
CRIME	0.677	0.631	0.653	409
CULTURE & ARTS	0.624	0.560	0.590	391
DIVORCE	0.742	0.768	0.755	419
EDUCATION	0.490	0.646	0.558	198
ENTERTAINMENT	0.504	0.486	0.495	387
ENVIRONMENT	0.601	0.597	0.599	355
FIFTY	0.498	0.374	0.427	273
GOOD NEWS	0.455	0.495	0.474	305
HEALTHY LIVING	0.343	0.324	0.333	386
HOME & LIVING	0.654	0.826	0.730	386
IMPACT	0.497	0.385	0.434	400
MEDIA	0.592	0.709	0.645	395
MONEY	0.613	0.676	0.643	324
PARENTING	0.532	0.504	0.518	391
POLITICS	0.499	0.507	0.503	420
QUEER VOICES	0.752	0.665	0.706	415
RELIGION	0.686	0.666	0.676	440
SCIENCE	0.671	0.645	0.658	414
SPORTS	0.742	0.693	0.716	410
STYLE	0.629	0.632	0.630	413
STYLE & BEAUTY	0.742	0.721	0.732	391
TASTE	0.720	0.763	0.741	397
TECH	0.623	0.707	0.662	416
TRAVEL	0.704	0.704	0.704	405
WEDDINGS	0.808	0.800	0.804	400
WEIRD NEWS	0.429	0.522	0.471	408
WELLNESS	0.389	0.585	0.467	407
WOMEN	0.478	0.345	0.401	400
WORLD	0.692	0.634	0.661	404

accuracy			0.593	12824
macro avg	0.591	0.589	0.587	12824
weighted avg	0.596	0.593	0.591	12824





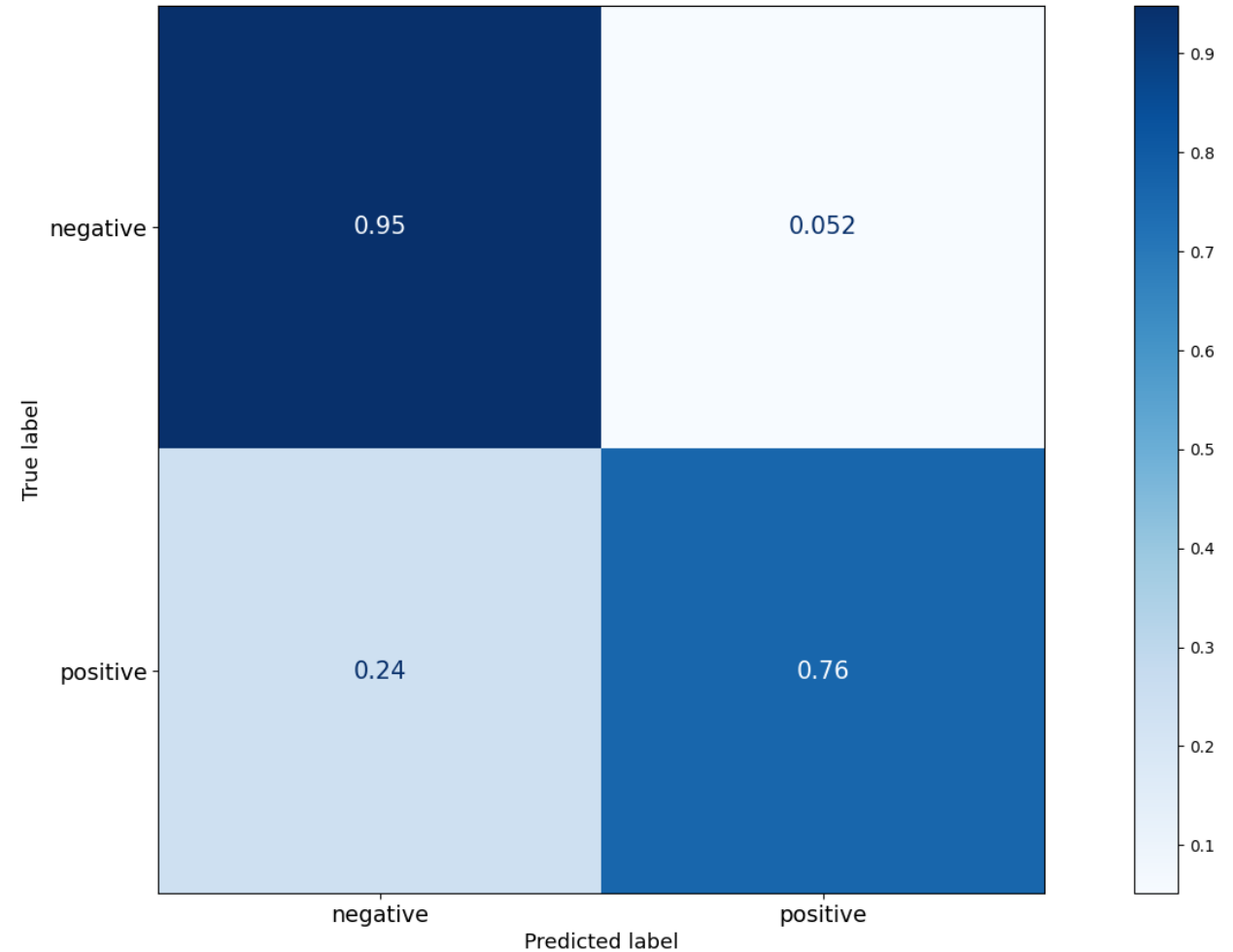
Sentiment

Keras Embedding Layer

Dropout = 0,2

Epochen = 4

	precision	recall	f1-score	support
negative	0.798	0.948	0.867	4985
positive	0.937	0.762	0.840	5015
accuracy			0.855	10000
macro avg	0.868	0.855	0.854	10000
weighted avg	0.868	0.855	0.854	10000



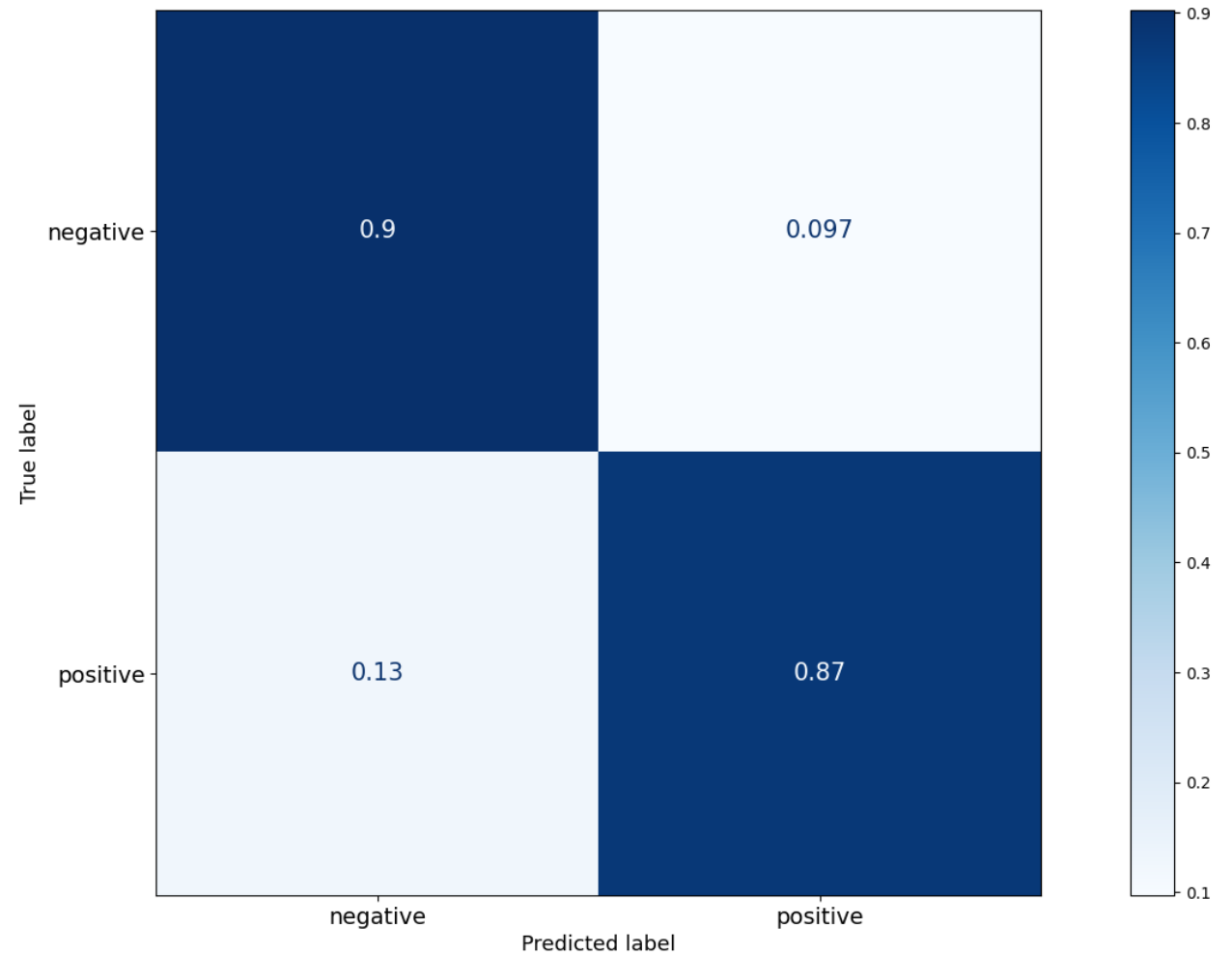
Sentiment

GloVe Embeddings

Dropout = 0,2

Epochen = 5

	precision	recall	f1-score	support
negative	0.877	0.903	0.890	4985
positive	0.900	0.875	0.887	5015
accuracy			0.889	10000
macro avg	0.889	0.889	0.889	10000
weighted avg	0.889	0.889	0.889	10000



Zusammenfassung

- Funktioniert gut mit vortrainierten Embeddings
- Rechenaufwendig, sehr langsam ohne GPU
- Wird in großen Technologieunternehmen eingesetzt (Siri, Alexa, Google Translate) und findet ebenfalls Anwendung z.B. für Düngungsvorhersagen in der Landwirtschaft

Literatur

- Hochreiter, Sepp & Schmidhuber, Jürgen. (1997). Long Short-term Memory. Neural computation. 9. 1735-80.
10.1162/neco.1997.9.8.1735.
- Jurafsky, Daniel, and James H. Martin. "Speech and Language Processing (Draft of December 29, 2021)." (2021).
- <https://djajafer.medium.com/multi-class-text-classification-with-keras-and-lstm-4c5525bef592>
- <https://keras.io>
- <https://www.tensorflow.org>