|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **MA 3062** | | |
| Untersuchung und prototypische Umsetzung eines Lifelong Deep Neural Network Algorithmus | | |
| **Simon Kamm** | | |
|  | | |
| **Evaluierungsspezifikation** | | |
|  | Prüfer: | Prof. Dr.-Ing. Michael Weyrich |
|  | Betreuer: | Benjamin Maschler, M.Sc. |
| Start: 29.04.2019 | | Abgabe: 29.10.2019 |
|  | |  |

**Dokument Versionsverwaltung**

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Version | Autor | QS | Datum | Status | Änderungen |
| 0.1 | Kamm |  | 24.06.19 | in Bearb. | Erstellung |
| 1.0 | Kamm | Ms | 27.06.19 | Vorgelegt | Finalisierung Evaluierungsspezifikation |
| 1.0 | Kamm | Ms | 08.07.19 | Akzeptiert | Durchsicht/Durchsprache Ms |

# Inhaltsverzeichnis

0 Inhaltsverzeichnis 2

1 Anforderung an die Evaluierung 3

2 Methoden der Evaluierung 3

3 Evaluierungskriterien 4

4 Evaluierungsfälle 4

# Anforderung an die Evaluierung

In dieser Arbeit wird der L DNN Algorithmus untersucht und sein Potenzial bewertet. Um eine belastbare Aussage über den Algorithmus treffen zu können, müssen Tests definiert werden, welche zur Evaluierung genutzt werden. Für diese Aussage werden Tests definiert und genutzt, die auch für vergleichbare Algorithmen genutzt wurden. Dafür werden öffentlich zugängliche Bilddatensätze genutzt. Zur Bewertung dieser Testfälle werden bekannte Metriken der Objekterkennung/-Klassifizierung genutzt.

# Methoden der Evaluierung

Zur Evaluierung werden öffentlich zugängliche Bilddatensätze genutzt, welche sehr häufig im Bereich der DNNs zur Bestimmung des Potenzials eines Algorithmus genutzt werden. Zur Auswertung der Performanz des Algorithmus wird die Klassifikationsgenauigkeit bewertet. In dieser Arbeit wird der MNIST- und ImageNet-Datensatz zur Evaluierung des inkrementellen und verteilten Klassen-Lernens genutzt. Dabei werden dem Lifelong DNN neue, bisher unbekannte Klassen gezeigt, welche das Netzwerk auf Basis weniger Beispielbilder erlernen muss. Die Aufgabe des Netzwerks ist es, inkrementell diese neuen Klassen zu erlernen ohne dabei alte, bereits bekannte Klassen zu vergessen.

MNIST kann als Standard-Datensatz im Bereich des maschinellen Lernens angesehen werden. In diesem Datensatz sind insgesamt 70.000 handgeschriebene Zahlen von 0 bis 9 in *Grayscale-*Bildern im Format 28x28 gesammelt, aufgeteilt in 60.000 Trainings- und 10.000 Testbilder. Die Aufgabe für das Klassifikator-Netzwerk besteht darin, die Zahlen korrekt zu klassifizieren. Für die konkrete Aufgabenstellung des inkrementellen Klassenlernens wird der sogenannte *Split-MNIST* Datensatz genutzt. Dafür werden jeweils 2 benachbarte Zahlen (z.B. 0/1 und 2/3) zu einer Gruppe zusammengefasst. Diese werden dem Netzwerk gezeigt. Nach einer gewissen Anzahl an Bildern pro Klasse (Wiederholungen) wird die nächste Gruppe dem Netzwerk gezeigt. Nachdem alle Gruppen dem Netzwerk gezeigt wurden, werden Testbilder aller Klassen gezeigt und die Klassifikationsgenauigkeit bestimmt. Dieser Testfall des Split-MNIST Datensatz kann als Grundlagenuntersuchung verstanden werden. Der Datensatz stellt kein allzu komplexes Problem dar, kann jedoch in einem ersten Schritt genutzt werden, um die prinzipielle Funktion eines Ansatzes zu untersuchen und mit anderen Ansätzen zu vergleichen, da es für diesen Datensatz eine Vielzahl an Untersuchungen gibt und somit die Performanz gut mit anderen Algorithmen verglichen werden kann.

Zusätzliches wird der ImageNet-Datensatz für die Evaluierung genutzt. Dieser Datensatz stellt ein komplexes Problem mit über 1 Millionen Bilder von 1.000 unterschiedlichen Klassen dar. Die Bilder sind RGB-Bilder im Format 224x224. Allein die Größe und Farbe des Bildes erschwert die Aufgabe im Vergleich zum MNIST-Datensatz wesentlich. Weiterhin gibt es eine Vielzahl an unterschiedlichen Klassen und eine hohe Varianz zwischen diesen, von mehreren unterschiedlichen Hunderassen über Containerschiffe zu einem Polizeiauto. Auf Basis dieses Datensatzes werden zwei Testfälle definiert. Zunächst ein Testfall, bei dem zehn unterschiedliche Klassen nacheinander inkrementell erlernt werden. Dabei soll das für MNIST gezeigte Verhalten mit wenigen Klassen auf einer komplexeren Aufgabe nachgestellt und generalisiert werden. Zudem wird auf Basis des ImageNet-Datensatzes ein Testfall mit einer großen Anzahl an Klassen definiert. Dafür werden von den 1.000 verfügbaren Klassen 900 genutzt, um das Klassifikator-Netzwerk zu trainieren. Die weiteren 100 Klassen werden inkrementell erlernt. Diese fehlenden 100 Klassen werden zufällig ausgewählt und können von Testfall zu Testfall variieren, um eine generelle Aussage zu erhalten über die Fähigkeit neue Klassen zu erlernen, wenn das Netzwerk bereits eine große Anzahl an Klassen erlernt hat. Zudem wird in diesem Fall durch die hohe Anzahl an vortrainierten Klassen (900) kein allzu großer Einfluss durch die spezielle Auswahl der Klassen erwartet.

Diese genannten Fälle lassen sich auch für das verteilte Lernen nutzen, was später in Kapitel 4 beschrieben wird.

Relevante Daten und Parameter während der Evaluierung sind die Klassifikationsgenauigkeit und die Anzahl an Wiederholungen, wenn neue Klassen einem Netzwerk gezeigt werden. Weitere DNN-typische und einstellbare Parameter werden in einem separaten Parameterfile geschrieben und mit den Ergebnissen für eine mögliche Reproduzierbarkeit gesichert. Für eine aussagekräftige Bewertung sollen mehrere Wiederholungen pro Testfall durchgeführt werden, um die Varianz abschätzen zu können.

# Evaluierungskriterien

Es wird die Klassifikationsgenauigkeit als Kriterium für die Evaluierung genutzt, welche auch als *True Positive* (*TP*) -Rate bezeichnet wird. Diese Genauigkeit gibt an, wie viele Prozent der Testbilder korrekt klassifiziert werden und somit der korrekten Klasse zugeordnet werden können. Für die Bestimmung dieser Genauigkeit werden die in den Datensätzen enthaltenen, bisher für das Netzwerk unbekannten, Test-Bilder genutzt. Es wird die vom Klassifikator-Netzwerk geschätzte Klasse mit der korrekten Klasse des Bildes verglichen und die Anzahl an korrekten Klassifizierungen gezählt. Diese Anzahl in Relation zu der Menge aller Testbildern ergibt die Klassifikationsgenauigkeit (TP-Rate).

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (1) |

Zudem wird untersucht, welchen Einfluss die Anzahl an Wiederholungen von Bildern einer neuen Klasse auf die spätere Klassifikationsgenauigkeit hat. Damit soll untersucht werden, wie viele Wiederholungen (Anzahl an Trainingsbilder pro Klasse) notwendig sind, um eine neue Klasse zu erlernen und somit wie schnell das Netzwerk diese neuen Klassen erlernt. Dafür werden die beschriebenen Anwendungsfälle durchgeführt und die Anzahl an Wiederholungen der Bilder einer neuen Klasse variiert. Zum Schluss wird die Klassifikationsgenauigkeit ermittelt. Mit diesen Ergebnissen kann eine Kurve der Klassifikationsgenauigkeit über die Anzahl an Wiederholungen gezeichnet und der Einfluss bewertet werden.

# Evaluierungsfälle

Wie bereits beschrieben werden konkrete Evaluierungsfälle definiert und zur Bewertung genutzt. In allen Fällen wird die Objektklassifizierung auf Basis von Bildern (Grayscale bei MNIST und RGB bei ImageNet) untersucht. Diese Bilder stellen den Eingang der Testfälle dar. Das Kriterium der Klassifikationsgenauigkeit wird für die Auswertung eingesetzt, um das Potenzial des Algorithmus zu bewerten. Die einzelnen Fälle werden im Folgenden beschrieben.

****Split-MNIST****

**Als Ausgangssituation wird ein untrainiertes Klassifikator-Netzwerk (Modul B) eingesetzt. Der MNIST-Datensatz wird in fünf Gruppen mit jeweils zwei Zahlen eingeteilt (0/1, 2/3, 4/5, 6/7, 8/9). Trainingsbilder jeder Gruppe werden dem Netzwerk für eine einstellbare Anzahl an Wiederholungen gezeigt. Nach der eingestellten Anzahl an Wiederholungen wird angenommen, dass das Netzwerk diese Klassen erlernt hat. Diese Prozedur wird dann für die nächste Gruppe wiederholt. Nachdem alle Klassen gezeigt wurden, ist das Netzwerk in der Theorie auf alle Klassen trainiert. Für die Auswertung der Performanz werden die Testbilder des MNIST-Datensatzes (10.000 Bilder gleichverteilt über alle Klassen) dem Netzwerk gezeigt und die Klassifikationsgenauigkeit bestimmt.**

**Ein weiterer Testfall auf diesem Datensatz untersucht die Fähigkeiten des verteilten Lernens. Dabei werden zwei identisch aufgebaute Netzwerke trainiert, jedoch mit unterschiedlichen Klassen. So wird Netzwerk 1 mit den Gruppen 0/1, 2/3 und 4/5 trainiert, während Netzwerk 2 mit den Gruppen 6/7 und 8/9 trainiert wird. Die beiden Netzwerke tauschen nach dem Training ihre Gewichte aus. Durch den Austausch sollen beide Netzwerke die Fähigkeit erhalten, die jeweils anderen Klassen klassifizieren zu können. Somit sollten beide Netzwerke das Wissen besitzen, um den Test-Datensatz (alle Klassen) korrekt zu klassifizieren.**

**Es wird erwartet, dass Ergebnisse ähnlich klassisch trainierten Netzwerken (im Bereich 95-100%) erzielt werden können. Als Referenz dienen in der Literatur vorhandene Resultate auf diesem Datensatz.**

****ImageNet-10****

Das Vorgehen für diesen Testfall ist identisch zu dem bereits beschriebenen Evaluierungsfall für Split-MNIST. Es sind hier jedoch keine Gruppen von zwei Klassen vorhanden, sondern zehn einzelne unterschiedliche Klassen, die kontinuierlich und einzeln vom Netzwerk erlernt werden. Ansonsten ist bis auf die Eingangsdaten (224x224 RGB Bilder von ImageNet statt 28x28 GrayScale Bilder von MNIST) der Anwendungsfall identisch. Es soll in diesem Evaluierungsfall untersucht werden, ob das schnell lernende Klassifikator-Netzwerk in der Lage ist, solche komplexen Aufgaben korrekt zu lösen und sich die Ergebnisse des einfachen MNIST-Datensatzes auch auf komplexeren Datensätzen erzielen lassen. Die finale Auswertung erfolgt auf den Testbildern. ImageNet beinhaltet pro Klasse 50 Testbilder und somit 500 Testbilder für diesen Fall. Für eine vergleichbare Bewertung und Reproduzierbarkeit über mehrere Wiederholungen werden die benutzten Klassen definiert, da bei der geringen Anzahl an Klassen ein hoher Einfluss durch die Auswahl der Klassen erwartet wird. Die Klassen sind im Folgenden, mit dem Index der jeweiligen Klassen in Klammern, aufgelistet: Königspinguin (145), Malteser (Hunderasse – 153), Schneeleopard (289), Passagierflugzeug (404), Zeppelin (405), Containerschiff (510), Fußball (805), Sportauto (817), Sattelzug (867) und Orange (950). Auch hier soll eine weitere Untersuchung hinsichtlich des verteilten Lernens erfolgen. Auf zwei Netzwerken sollen jeweils fünf der genannten Klassen inkrementell erlernt werden und nach dem Training das Wissen ausgetauscht werden. Das Ergebnis sollte theoretisch nicht wesentlich vom zuvor erzielten Ergebnis mit einem Netzwerk abweichen.

Als Referenz werden vorhandene Ergebnisse aus der Literatur herangezogen.

ImageNet

Bei diesem Anwendungsfall wird der gesamte ImageNet-Datensatz mit seinen 1.000 Klassen genutzt. Dafür wird das Klassifikator-Netzwerk zunächst für 900 Klassen vortrainiert. Dies stellt den Ausgangspunkt dieses Evaluierungsfalls dar. Von diesem Punkt an werden die weiteren 100 Klassen kontinuierlich dem Netzwerk hinzugefügt, so dass dieses die neuen Klassen erlernen kann. Dies stellt ein sehr komplexes Problem dar, da sowohl die Bilder komplexe Eingangsdaten sind, zum anderen auch eine sehr hohe Anzahl und Varianz an Klassen (Tiere, Autos, Schiffe…) vorhanden ist. Dieser Fall mit seiner hohen Komplexität wird für die finale Bewertung des Algorithmus genutzt. Auch hier soll eine weitere Untersuchung hinsichtlich des verteilten Lernens erfolgen. Auf zwei Netzwerken sollen jeweils vom selben Startpunkt aus 50 der 100 unbekannten Klassen inkrementell erlernt werden und nach dem Training das Wissen ausgetauscht werden. Das Ergebnis sollte theoretisch nicht wesentlich vom zuvor erzielten Ergebnis mit einem Netzwerk abweichen.

Auf diesen Ergebnissen soll eine generelle Aussage über das Potenzial getroffen werden können, speziell in Bezug auf dem Einsatz dieses Algorithmus in anderen komplexen realen Anwendungen.