

COGNEX



**DEEP LEARNING IM VERGLEICH ZU
INDUSTRIELLER BILDVERARBEITUNG**

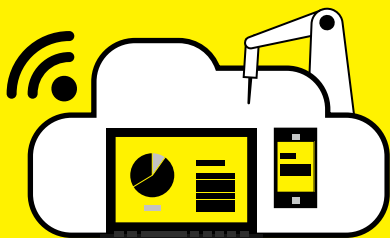
DEEP LEARNING IM VERGLEICH ZU INDUSTRIELLER BILDVERARBEITUNG

Der Technologiewandel hat in den letzten zehn Jahren ein atemberaubendes Tempo vorgelegt. Von mobilen Geräten, Big Data, künstlicher Intelligenz (KI) und dem Internet der Dinge bis hin zu Robotik, Blockchain, 3D-Druck und Bildverarbeitung hat die Industrie eine Ära des Wandels durchlaufen.

Die strategische Planung der Einführung und Nutzung einiger oder aller dieser Technologien wird in der Fertigungsindustrie von entscheidender Bedeutung sein. In den USA entfallen auf die Fertigungsindustrie 2,17 Milliarden US-Dollar, doch bis 2025 – nur noch ein halbes Jahrzehnt entfernt – prognostiziert McKinsey, dass „Smart Factories“ einen Wert von 3,7 Milliarden US-Dollar generieren könnten.

„Wenn Sie auf dem alten Weg bleiben und nicht in der Lage sind, Herstellungsprozesse zu digitalisieren, werden Ihre Kosten wahrscheinlich steigen, Ihre Produkte werden zu spät auf den Markt kommen und Ihre Fähigkeit, für die Kunden einen deutlichen Mehrwert zu schaffen, wird nachlassen“, sagt Stephen Ezell, Experte für globale Innovationspolitik bei der Information Technology and Innovation Foundation, in einem Bericht von Intel über die Zukunft der KI in der Fertigung. Mit anderen Worten: Die Unternehmen, die ihre Fabriken schnell in intelligente Automatisierungszentren umwandeln können, werden langfristig von diesen Investitionen profitieren.

Diese Technologien, wie sie in einer Fabrik oder Fertigung eingesetzt werden, sind nicht mehr nur nettes Beiwerk, sondern von entscheidender Bedeutung für das Geschäft. Laut einem aktuellen Forschungsbericht von Forbes Insights stuften 93% der Umfrageteilnehmer aus dem Automobil- und Fertigungssektor KI als „äußerst wichtig“ oder „für den Erfolg absolut erforderlich“ ein. Dennoch planen nur 56% dieser Befragten, die Ausgaben für KI zu erhöhen – und dies nur um 10% oder weniger des vorhandenen Budgets.



„Wenn Sie auf dem alten Weg bleiben und nicht in der Lage sind, Herstellungsprozesse zu digitalisieren, werden Ihre Kosten wahrscheinlich steigen, Ihre Produkte werden zu spät auf den Markt kommen und Ihre Fähigkeit, für die Kunden einen deutlichen Mehrwert zu schaffen, wird nachlassen“,

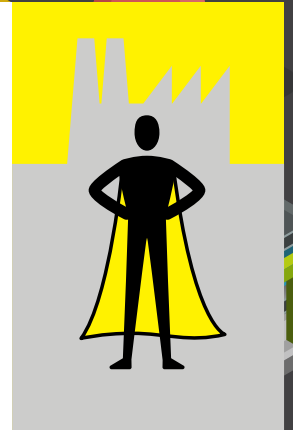
– sagt Stephen Ezell, Experte für globale Innovationspolitik bei der Information Technology and Innovation Foundation

Der Unterschied zwischen den gewinnenden und den verlierenden Unternehmen der nahen Zukunft besteht in der Anerkennung neuer Fabrikautomatisierungs-Technologien und der Bereitschaft, in solche zu investieren. Vielleicht könnte man diese Investitions-Zurückhaltung auf das mangelnde Verständnis ihres ROI, ihres Potenzials oder Anwendungsfälle in der Praxis zurückführen. Nach Ansicht des Branchenanalysten Gartner, Inc. werden nach wie vor "überhöhte Erwartungen" in viele KI-Anwendungen gesetzt.

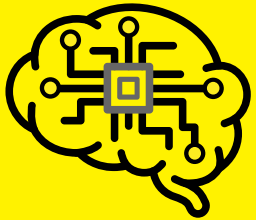
KI, insbesondere die Bildanalyse auf Basis von Deep Learning oder die beispielbasierte Bildverarbeitung in Kombination mit einer herkömmlichen regelbasierten Bildverarbeitung, kann einer Fabrik und ihren Teams Superkräfte verleihen. Nehmen Sie einen Prozess wie den komplexen Zusammenbau eines modernen Smartphones oder anderer Geräte der Unterhaltungselektronik. Die Kombination aus regelbasierter Bildverarbeitung und Deep Learning-basierter Bildanalyse kann Montagerobotern helfen, die richtigen Teile zu identifizieren, zu erkennen, ob ein Teil am Produkt vorhanden oder nicht vorhanden oder falsch montiert ist, und schneller festzustellen, ob es sich um ein Problem handelt.

Die Kombination aus industrieller Bildverarbeitung und Deep Learning ermöglicht es Unternehmen, intelligentere Technologien einzusetzen, mit denen sie die Größenordnung, die Präzision, Effizienz und das finanzielle Wachstum der nächsten Generation erreichen. Das Verständnis der feinen Unterschiede zwischen herkömmlicher Bildverarbeitung und Deep Learning und wie sie sich gegenseitig ergänzen und nicht ersetzen, ist jedoch für die Maximierung dieser Investitionen von entscheidender Bedeutung.

KI, insbesondere Deep Learning oder die beispielbasierte Bildverarbeitung in Kombination mit einer herkömmlichen regelbasierten Bildverarbeitung, kann einer Fabrik und ihren Teams Superkräfte verleihen.



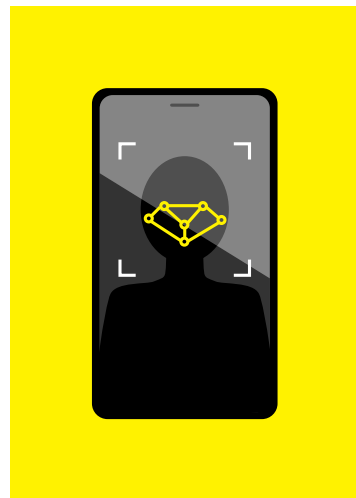
WAS BEDEUTET DEEP LEARNING?



Einfach ausgedrückt: Deep Learning ermöglicht die Lösung spezieller Aufgaben, ohne ausdrücklich dafür programmiert zu sein.

Deep Learning ist eine Untergruppe der künstlichen Intelligenz und Teil der größeren Familie des maschinellen Lernens. Anstelle von durch Menschen programmierte aufgabenspezifische Computeranwendungen verwendet Deep Learning Daten und lernt sie dann über neuronale Netze, um auf der Basis dieser Lerndaten genauere Ergebnisse zu erzielen. Einfach ausgedrückt: Deep Learning ermöglicht die Lösung spezieller Aufgaben, ohne ausdrücklich dafür programmiert zu sein.

Deep Learning ist also nicht nur eine ferne Technologie, die den Menschen in Zukunft helfen soll. Es löst Probleme – banale und wichtige – im Moment: Gesichtserkennung zum Entsperren von Handys oder Identifizieren von Freunden auf Social Media-Fotos, Empfehlungsmaschinen zum Streamen von Video- und Musikdiensten oder beim Einkaufen auf E-Commerce-Sites, Diagnostizieren von Krankheiten, Spam-Filtern in E-Mails und Erkennung von Kreditkartenbetrug.



Beherrschung eines komplexen Strategiespiels

Go ist ein abstraktes und komplexes Strategiespiel für zwei Spieler, das vor mehr als 2.500 Jahren in China erfunden wurde. Im Vergleich zu Schach hat Go ein größeres Brett, dauert länger und besitzt mehr Entscheidungsmöglichkeiten, die bei jedem Zug berücksichtigt werden müssen. Es wurde allgemein angenommen, dass - im Gegensatz zu Schach - kein Computer jemals in der Lage sein würde, die mit dem Go-Spiel verbundenen Feinheiten zu beherrschen. Diesem Glauben wurde jedoch im Frühjahr 2016 ein Ende gesetzt, als Googles AlphaGo einen der besten menschlichen Go-Spieler der Welt in einer Best-of-Five-Serie vier zu eins besiegte.

Wie hat das AlphaGo-Team das gemacht? Mit Deep Learning und neuronalen Netzen. Das System lernte das Spiel zunächst durch beaufsichtigtes Lernen unter Verwendung von Daten menschlicher Spieler, trainierte dann jedoch mit Reinforcement-Learning, d.h. es spielte Spiele gegen sich selbst und verwendete diese Daten, um sein Spielverhalten weiter zu verbessern.



Deep Learning lebt davon, dass Anomalien und Abweichungen innerhalb eines Datensatzes konsistent und im entsprechenden Umfang erkannt werden. Das ist etwas, was Menschen an sich gut können – erkennen, was anders ist – aber bis jetzt waren Computersysteme auf der Basis strenger Programmierung nicht gut darin. Computer werden jedoch – anders als ein menschlicher Prüfer – bei der Entscheidungsfindung am Fließband nicht müde.

Die explosionsartige Zunahme der Deep-Learning-Technologien in diesem Jahrzehnt ist nicht zuletzt auf die zunehmende Beliebtheit moderner Videospiele zurückzuführen. Laut MIT „verlangen die komplexen Bilder und das schnelle Tempo der heutigen Videospiele Hardware, die mithalten

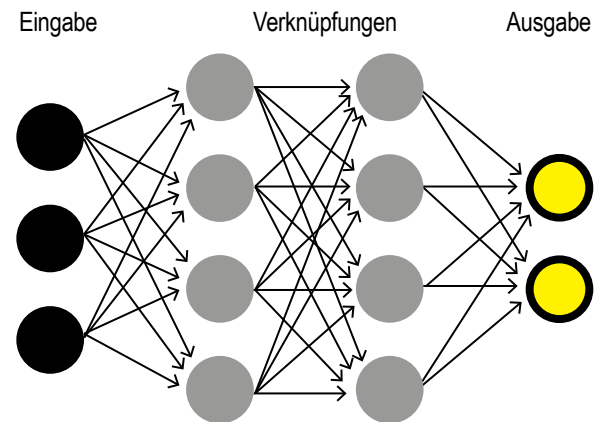
kann, und das Ergebnis war der Grafikprozessor (GPU), der Tausende relativ einfacher Prozessorkerne auf einem einzigen Chip vereint. Es dauerte nicht lange, bis die Forscher erkannten, dass die Architektur eines GPU der eines neuronalen Netzes auffallend ähnlich ist. “

Diese modernen Hochleistungs-GPUs machten die 50-schichtigen, neuronalen Netze von heute erst möglich. Und der neue, kostengünstige GPU macht es möglich, bioinspirierte, mehrschichtige, „tiefe“ neurale Netzwerke bereitzustellen, die das menschliche Gehirn nachahmen. Beginnend mit der während des ersten Trainings entwickelten Core-Logik, sind neurale Netzwerke in der Lage, ihre Leistung kontinuierlich zu verbessern, sobald sie neue Bilder, Sprache und Text verarbeiten.

Was ist ein neuronales Netzwerk?

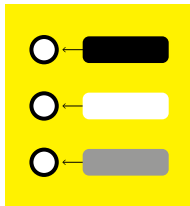
An dieser Stelle fragen Sie sich vielleicht, was ein neuronales Netzwerk ist. Im Wesentlichen handelt es sich um ein Computersystem, das den Verbindungen des menschlichen Gehirns nachempfunden ist.

Wenn ein neuronales Netzwerk lernt, werden Lerndaten in die Eingabeebene eingespeist, durchlaufen die folgenden Rechenebenen oder Verbindungen und werden auf komplexe Weise multipliziert und addiert, bis sie schließlich grundlegend verändert die Ausgabebene erreichen. Während des Lernens werden die Gewichtungen und Schwellenwerte kontinuierlich angepasst, bis die Lerndaten mit denselben Bezeichnungen einheitlich ähnliche Ergebnisse liefern.



WIE DEEP LEARNING-SYSTEME LERNEN

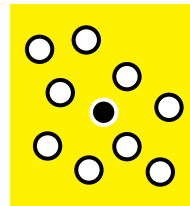
Laut O'Reilly Media gibt es fünf große Kategorien für Algorithmen für maschinelles Lernen:



Überwachtes Lernen

besteht in der Zuordnung von Eingabedaten zu bekannten Bezeichnungen, die von Menschen bereitgestellt wurden.

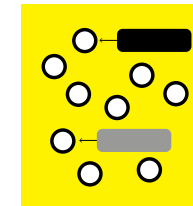
Empfehlungsmaschinen von Musik- und Film-Streamingdiensten verwenden Techniken des überwachten Lernens.



Nicht überwachtes Lernen

Hier werden die Eingabedaten nicht gekennzeichnet und das System versucht automatisch, ohne menschliche Anleitung die Struktur aus diesen Daten zu

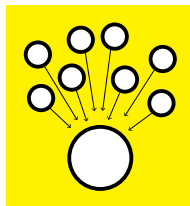
lernen. Ein Beispiel für nicht überwachtes Lernen ist die Erkennung von Anomalien wie z.B. das Markieren ungewöhnlicher Kreditkartentransaktionen, um Betrug zu verhindern.



Halbüberwachtes Lernen

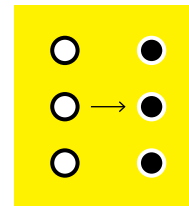
ist oft eine Kombination der ersten beiden Konzepte. Das heißt, das System lernt mit teilweise gekennzeichneten Eingabedaten – normalerweise

mit vielen nicht gekennzeichneten und einigen gekennzeichneten Daten. Gesichtserkennung in Fotodiensten von Facebook und Google sind praktische Anwendungen dieser Methode.



Reinforcement-Learning Es handelt sich hauptsächlich um ein Forschungsgebiet, aber es zeichnen sich nach und nach Anwendungsfälle für die Industrie ab. Man spricht von Reinforcement-Learning, wenn ein Computersystem Daten in einer bestimmten Umgebung empfängt und dann lernt, wie es seine Ergebnisse maximieren kann. Der DeepMind

AlphaGo-Computer von Google, der erfolgreich gelernt hat, das Spiel Go zu beherrschen, ist ein aktuelles Beispiel für diese Technik.



Transfer Learning verwendet ein Modell wieder, das während der Lösung eines Problems erlernt wurde, und nutzt es für ein anderes, aber ähnliches Problem. Ein Beispiel für das Transfer Learning ist das Erlernen eines Deep-Learning-Modells anhand von Millionen von Katzenbildern, das anschließend „verfeinert“ wurde, um

Melanome in der medizinischen Bildgebung zu erkennen.

Die Deep-Learning-Technologie wird verwendet, um Muster vorherzusagen, Abweichungen und Anomalien zu erkennen und wichtige geschäftliche Entscheidungen zu treffen. Dieselbe Technologie wird nun in erweiterte Herstellungspraktiken im Bereich Qualitätsprüfung und sonstigen auf Entscheidungen beruhenden Anwendungsfällen migriert.

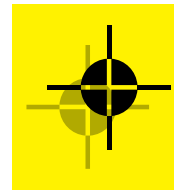
Wenn Deep Learning für die richtigen Fabrikanwendungen in Verbindung mit industrieller Bildverarbeitung eingesetzt wird, können Fabrik- und Fertigungsunternehmen durch Skalierung manueller Prozesse von Deep Learning profitieren; und dies vor allem im Vergleich zu Investitionen in andere aufstrebende Technologien, deren Amortisation Jahre in Anspruch nehmen könnte.

WIE UNTERSCHIEDET SICH DEEP LEARNING VON DER INDUSTRIELLEN BILDVERARBEITUNG?

Grundsätzlich basieren Bildverarbeitungssysteme auf digitalen Sensoren in Industriekameras mit spezieller Optik zum Erfassen von Bildern. Diese Bilder werden dann an einen PC übertragen, sodass eine spezielle Software verschiedene Merkmale für die Entscheidungsfindung verarbeiten, analysieren und messen kann.

Herkömmliche industrielle Bildverarbeitungssysteme bieten eine hohe Zuverlässigkeit bei konsistenten, gut gefertigten Teilen. Sie funktionieren über einen Schritt-für-Schritt-Filter und regelbasierte Algorithmen, die kostengünstiger sind als eine entsprechende menschliche Prüfung. Sie können mit extrem hohen Geschwindigkeiten und großer Genauigkeit ausgeführt werden. Im Falle einer Produktionslinie ist z. B. ein regelbasiertes industrielles Bildverarbeitungssystem in der Lage, hunderte oder selbst tausende Teile pro Minute zu prüfen. Die Ausgabe dieser visuellen Daten basiert auf einem programmatischen, regelbasierten Ansatz zur Lösung von Inspektionsproblemen.

In einer Fabrikumgebung eignet sich die herkömmliche, regelbasierte Bildverarbeitung besonders für:



Führung

Lokalisierung der Position, Ausrichtung und des entscheidenden Kriteriums eines Teils, um andere nachfolgende Bildverarbeitungsinspektionstools zu nutzen.



Identifikation

Lesen von Barcodes, Datamatrixcodes, DPM-Codes und Zeichen, die auf Teile, Etiketten und Verpackungen gedruckt sind.



Messung

Berechnung des Abstands zwischen zwei oder mehr Punkten oder geometrischen Stellen eines Objekts und Bestimmung, ob diese Messungen die Spezifikationen erfüllen.



Inspektion

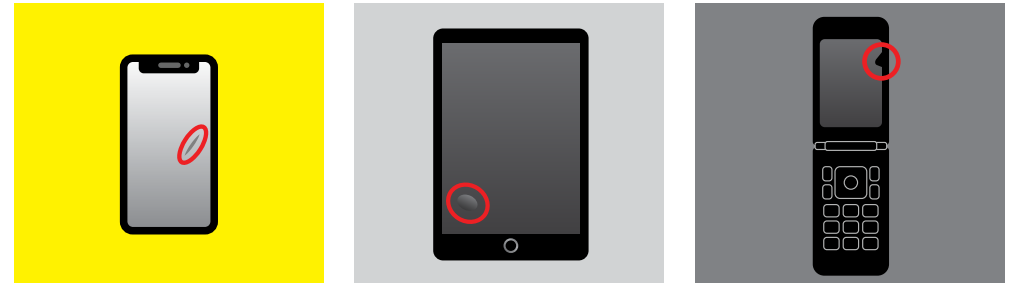
Erkennung von Fehlern oder anderen Unregelmäßigkeiten wie fehlenden Sicherheitsversiegelungen, defekten Teilen usw.

Die regelbasierte Bildverarbeitung ist bei einer Reihe bekannter Variablen ideal: Ist ein Teil vorhanden oder nicht? Wie weit ist dieses Objekt genau von diesem entfernt? Wo muss dieser Roboter dieses Teil aufnehmen? Diese Aufträge können in einer kontrollierten Umgebung problemlos am Fließband erledigt werden. Aber was passiert, wenn die Dinge nicht so eindeutig sind?

Steigen Sie in das Deep Learning ein, das die Skalierbarkeit und Zuverlässigkeit der herkömmlichen Bildverarbeitung mit der angeborenen Fähigkeit des Menschen, Abweichungen zu erkennen, verbindet.

Deep Learning verwendet einen beispielbasierten Ansatz anstelle eines regelbasierten Ansatzes, um bestimmte Herausforderungen der Fabrikautomatisierung zu lösen. Durch die Nutzung neuronaler Netze, um einem Computer anhand gekennzeichnete Beispiele beizubringen, was ein gutes Bild ausmacht, kann Deep Learning beispielsweise Fehler analysieren, Objekte lokalisieren und klassifizieren und gedruckte Markierungen lesen.

In der Praxis heißt das, dass ein Unternehmen möglicherweise versucht, die Bildschirme elektronischer Geräte auf Kratzer, Chips oder andere Fehler zu untersuchen. Diese Fehler unterscheiden sich alle in Größe, Umfang, Position oder befinden sich auf Bildschirmen mit unterschiedlichen Hintergründen. Mit Deep Learning ist es möglich, durch Berücksichtigung der erwarteten Abweichungen den Unterschied zwischen einem guten und einem fehlerhaften Teil zu erkennen. Zudem funktioniert das Training des Netzwerks auf ein neues Ziel, z. B. auf einem anderen Bildschirm, ganz einfach durch Aufnahme neuer Referenzbilder.



Dadurch eignet sich Deep Learning besonders für:

- Die Lösung von Bildverarbeitungsanwendungen, die mit regelbasierten Algorithmen zu schwierig zu programmieren sind
- Die Bewältigung verwirrender Hintergründe und Abweichungen im Aussehen der Teile
- Die Pflege von Anwendungen und das Training mit neuen Bilddaten auf Werksebene
- Die Anpassung an neue Beispiele, ohne Kernalgorithmen neu programmieren zu müssen

Deep Learning im Vergleich mit anderen Prüfmethode



im Vergleich zu



Verglichen mit der menschlichen visuellen Prüfung ist Deep Learning:

Gleichmäßiger

Weniger Unstimmigkeiten zwischen unterschiedlichen menschlichen Prüfern.

Zuverlässiger

Zuverlässigerer Betrieb selbst bei Skalierung oder Reproduzierung auf anderen Linien.

Schneller

Erkennt Fehler in Millisekunden und ist daher für Hochgeschwindigkeits-Anwendungen mit erhöhtem Durchsatz geeignet.



im Vergleich zu



Verglichen mit herkömmlicher industrieller Bildverarbeitung ist Deep Learning:

Für schwer lösbare Anwendungen geeignet

Ideal für komplexe Prüf- und Klassifizierungsanwendungen, die mit klassischen regelbasierten Algorithmen kaum oder nur schwer durchzuführen sind.

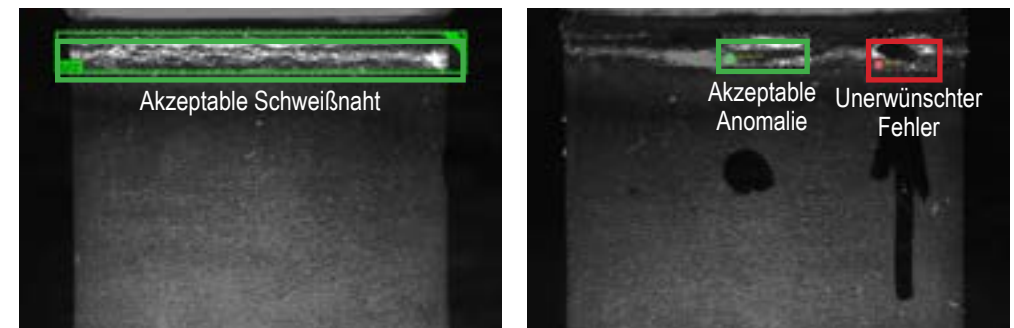
Leichter zu konfigurieren

Die Anwendungen lassen sich schnell einrichten, was den Machbarkeitsnachweis und die Entwicklung beschleunigt.

Toleriert Schwankungen

Funktioniert auch bei Defektschwankungen in Anwendungen, die eine Beurteilung der annehmbaren Schwankungen von der Steuerung benötigen.

Komplexe Oberflächentexturen und Abweichungen im Aussehen der Teile stellen erhebliche Anforderungen an die Inspektion. Industrielle Bildverarbeitungssysteme können Schwankungen und Abweichungen bei visuell ähnlichen Teilen nur schwer abschätzen. „Funktionelle“ Anomalien, die die Nutzung des Teils beeinflussen, sind nahezu immer ein Ablehnungsgrund. Anomalien im Aussehen können, müssen aber nicht zu einer Ablehnung führen. Dies ist von den jeweiligen Anforderungen und Präferenzen des Herstellers abhängig. Die Problematik besteht darin, dass herkömmliche industrielle Bildverarbeitungssysteme nicht zwischen solchen Fehlern unterscheiden können.



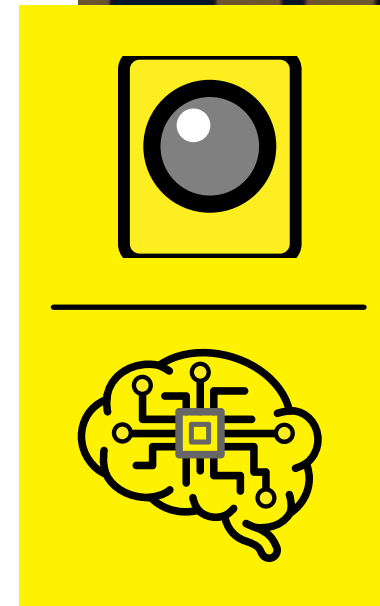
Die Schweißnähte eines Kolbens sind ausgesprochen variabel, was die Erkennung von Anomalien schwierig macht. Bestimmte Schweißanomalien wie fehlende oder unterfüllte Schweißnähte, Risse oder Porosität sind unerwünscht. Andere Anomalien wie überlappende Nähte dagegen sind erwünscht und aus Sicherheitsgründen erforderlich. Eine weitere Quelle von Komplikationen sind dunkle Bildbereiche. Aufgrund der zahlreichen möglichen Herausforderungen bezüglich Fehler und Lichtverhältnisse ist die Deep Learning-basierte Analyse eine einfache und robuste Alternative zur herkömmlichen industriellen Prüfung per Bildverarbeitung.

Bestimmte herkömmliche Prüfungen mit industrieller Bildverarbeitung, z. B. die Fehlererkennung, sind bekanntermaßen schwer zu programmieren. Grund dafür sind die vorherrschenden mehreren Variablen, die für eine Maschine ggf. nur schwer zu isolieren sind, z. B. Beleuchtung, Farbwechsel, Krümmung oder Sichtfeld. Dies kann problematisch werden, wenn Unternehmen versuchen, Anwendungen mit herkömmlicher Bildverarbeitung zu lösen, wenn ihnen jetzt doch andere geeigneter Werkzeuge zur Verfügung stehen.

Während herkömmliche Bildverarbeitungssysteme mit konsistenten, gut gefertigten Teilen zuverlässig arbeiten, wird die Programmierung der Anwendungen schwierig, wenn Ausnahmen und Fehlerbibliotheken zunehmen. Mit anderen Worten, ab einem bestimmten Zeitpunkt können einige Anwendungen, die für die Fabrikautomation notwendig sind, mit regelbasierter Bildverarbeitung nicht mehr optimal gelöst werden.

Das Verständnis dieser genannten Unterschiede ist elementar, wenn es darum geht, sich für das eine oder das andere Konzept zu entscheiden.

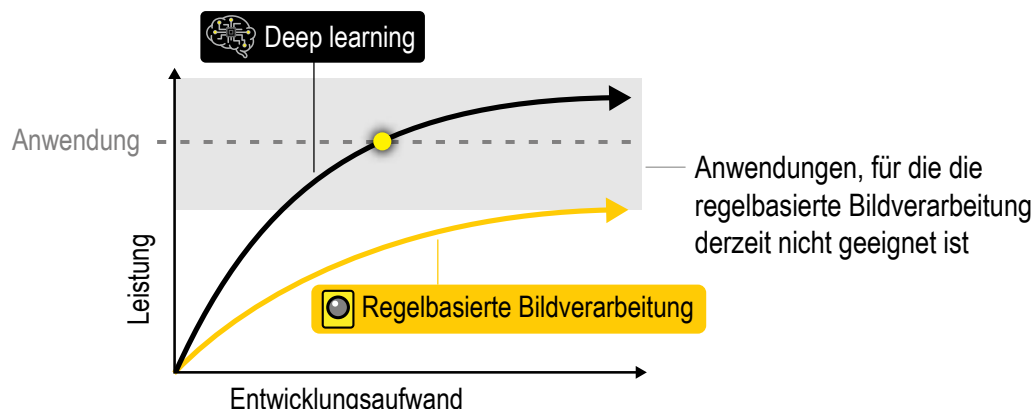
Obwohl Deep Learning die Fabrikautomation, wie wir sie kennen, verändert, ist es nur ein weiteres Werkzeug, mit dem Bediener ihre Arbeit erledigen können. Die herkömmliche regelbasierte Bildverarbeitung ist ein wirksames Tool für bestimmte Arten von Jobs. Dagegen wird sich Deep Learning in komplexen Situationen, in denen menschliches Sehen mit der Geschwindigkeit und Zuverlässigkeit eines Computers erforderlich ist, als eine wirklich bahnbrechende Option erweisen.



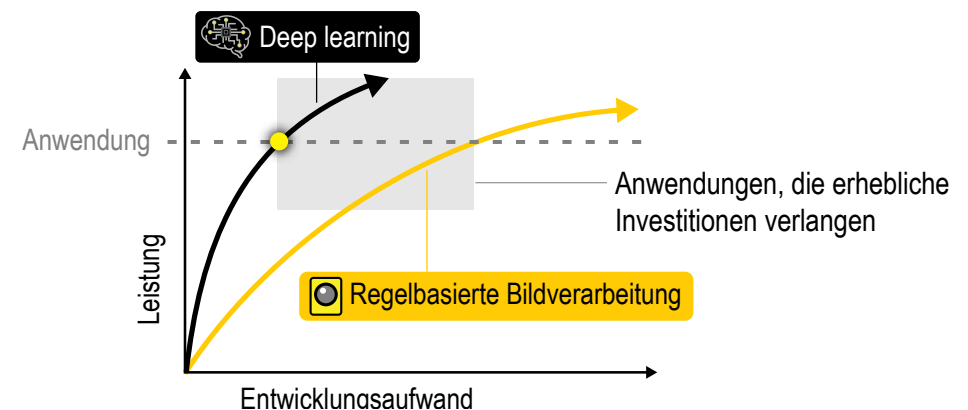
Die wesentlichen Unterschiede zwischen herkömmlicher Bildverarbeitung und Deep Learning sind:

- Entwicklungsprozess (regelbasierte Tool-by-Tool Programmierung gegenüber beispielbasiertem Lernen)
- Investitionen in Hardware (Deep Learning erfordert beispielsweise mehr Verarbeitung und Speicherung)
- Anwendungsfälle für die Fabrikautomation, die für jedes Werkzeug geeignet sind

Deep Learning bietet eine Lösung für Anwendungen, die die herkömmliche Bildverarbeitung nicht bieten kann



Mit Deep Learning lassen sich schwierige Anwendungen leichter lösen



VORTEILE DES DEEP LEARNING FÜR DIE INDUSTRIELLE FERTIGUNG

Wenn es um die Fertigungsautomatisierungstools der nächsten Generation geht, ergänzen sich regelbasierte Bildverarbeitung und Deep-Learning-basierte Bildanalyse, anstatt miteinander zu konkurrieren. Bei einigen Anwendungen wie beispielsweise Messungen wird die regelbasierte Bildverarbeitung weiterhin die bevorzugte und kostengünstigere Wahl sein.

Bei komplexen Inspektionen mit großen Abweichungen und unvorhersehbaren Fehlern – zu zahlreich und zu kompliziert für die Programmierung und Pflege in einem herkömmlichen Bildverarbeitungssystem – bieten Deep-Learning-basierte Tools eine hervorragende Alternative.

Weitere Informationen zu Cognex Deep Learning-Lösungen finden Sie unter
cognex.com/ViDi-deep-learning



COGNEX

www.cognex.com

Companies around the world rely on Cognex vision and barcode reading to optimize quality, drive down costs and control traceability.

Corporate Headquarter – One Vision Drive – Natick – MA 01760 – USA

Regional Sales Offices

Americas +1 508 650 3000

Europe

Austria +49 721 958 8052
Belgium +32 289 370 75
France +33 1 7654 9318
Germany +49 721 958 8052

Hungary +36 800 80291
Ireland +44 121 29 65 163
Italy +39 02 3057 8196
Netherlands +31 207 941 398
Poland +48 717 121 086
Spain +34 93 299 28 14
Sweden +46 21 14 55 88
Switzerland +41 445 788 877
Turkey +90 216 900 1696
United Kingdom +44 121 29 65 163

Asia

China +86 21 5050 9922
India +9120 4014 7840
Japan +81 3 5977 5400
Korea +82 2 539 9980
Malaysia +6019 916 5532
Singapore +65 632 55 700
Taiwan +886 3 578 0060
Thailand +66 88 7978924
Vietnam +84 2444 583358

© Copyright 2019, Cognex Corporation. All information in this document is subject to change without notice. All Rights Reserved. Cognex is a registered trademark of Cognex Corporation. All other trademarks are property of their respective owners. Lit. No. DLvsMV-DE-07-2019