(19) Deutsches Patent- und Markenamt

(10) **DE 11 2021 006 507 T5** 2023.10.12

(12) # Veröffentlichung

der internationalen Anmeldung mit der
(87) Veröffentlichungs-Nr.: **WO 2022/130147**
in der deutschen Übersetzung (Art. III § 8 Abs. 2 IntPatÜbkG)
(21) Deutsches Aktenzeichen: **11 2021 006 507.6**
(86) PCT-Aktenzeichen: **PCT/IB2021/061560**
(86) PCT-Anmeldetag: **10.12.2021**
(87) PCT-Veröffentlichungstag: **23.06.2022**
(43) Veröffentlichungstag der PCT Anmeldung in deutscher Übersetzung: **12.10.2023**

(51) Int Cl.: ***G06V 40/70*** (2022.01)
G06N 3/044 (2023.01)
G06F 21/32 (2013.01)

(30) Unionspriorität:
17/123,821 **16.12.2020** **US**

(71) Anmelder:
International Business Machines Corporation, Armonk, NY, US

(74) Vertreter:
Spies & Behrndt Patentanwälte PartG mbB, 80687 München, DE

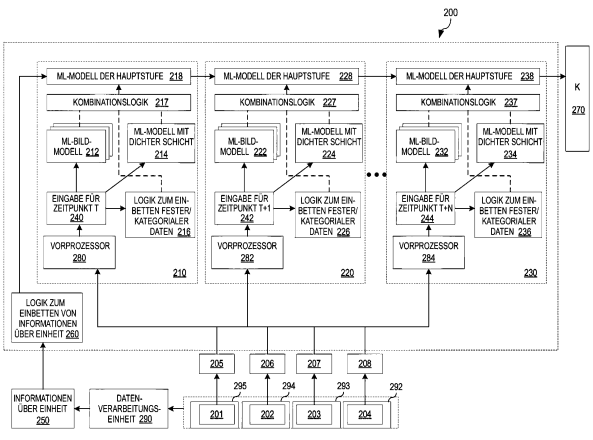
(72) Erfinder:
Lee, Taesung, Yorktown Heights, NY, US; Molloy, Ian Michael, Yorktown Heights, NY, US; Park, Youngja, Yorktown Heights, NY, US

Prüfungsantrag gemäß § 44 PatG ist gestellt.

Die folgenden Angaben sind den vom Anmelder eingereichten Unterlagen entnommen.

(54) Bezeichnung: **RÄUMLICH-ZEITLICHES TIEFES LERNEN FÜR DIE VERHALTENSBIOMETRIE**

(57) Zusammenfassung: Eine Pipeline für tiefes Lernen für die Verhaltensbiometrie (BBDL) wird bereitgestellt, die eine Mehrzahl von Stufen von Computermodellen für maschinelles Lernen aufweist, die so arbeiten, dass sie auf der Grundlage von räumlich-zeitlichen Eingabedaten einen verhaltensbiometrischen Authentifikator bereitstellen. Die BBDL-Pipeline empfängt räumlich-zeitliche Eingabedaten in einer Mehrzahl von Zeitintervallen, wobei jedes Zeitintervall einen entsprechenden Teilsatz der räumlich-zeitlichen Eingabedaten enthält. Für jedes Zeitintervall verarbeiten ein oder mehrere Computermodelle für maschinelles Lernen einer entsprechenden Stufe einen Teilsatz der räumlich-zeitlichen Eingabedaten, die dem Zeitintervall entsprechen, um einen Ausgabevektor zu erzeugen, der Werte aufweist, die eine interne Darstellung von räumlich-zeitlichen Eigenschaften der Entität anzeigen. Ausgabevektoren werden in der Mehrzahl von Stufen der BBDL-Pipeline gesammelt, um einen endgültigen Ausgabevektor zu erzeugen, der die räumlich-zeitlichen Eigenschaften der in den räumlich-zeitlichen Eingabedaten dargestellten Entität anzeigt. Die Entität wird auf der Grundlage des endgültigen Ausgabevektors authentifiziert.



Beschreibung

HINTERGRUND

[0001] Die vorliegende Anwendung bezieht sich allgemein auf eine verbesserte Datenverarbeitungsvorrichtung und ein verbessertes Datenverarbeitungsverfahren sowie insbesondere auf Mechanismen zum Durchführen von räumlich-zeitlichem tiefem Lernen für die Verhaltensbiometrie.

[0002] Die physische Biometrie umfasst das Messen und Analysieren einzigartiger physischer Merkmale wie Fingerabdruck, Stimmmuster, DNA, Netzhautmuster usw., die in der Regel zum Überprüfen der Identität einer Person verwendet werden. Die Verhaltensbiometrie ist ein Studienbereich, der sich mit dem Messen eindeutig identifizierender und messbarer Muster von menschlichen Aktivitäten befasst. Zu Beispielen für die Verhaltensbiometrie gehören Tastenanschlagdynamik, bei der Rhythmus- und Zeitmuster erzeugt werden, wenn eine Person Tasten auf einer Tastatureinheit auswählt, Ganganalyse, Merkmale der Computermausnutzung, Signaturanalyse und Ähnliches. Die Verhaltensbiometrie wird in vielen Branchen zum sicheren Authentifizieren eingesetzt, darunter in Finanzinstituten, Unternehmen, staatlichen Einrichtungen, für Kasseneinrichtungen im Einzelhandel usw.

KURZDARSTELLUNG

[0003] Die vorliegende Kurzdarstellung wird bereitgestellt, um eine Auswahl von Konzepten in einer vereinfachten Form vorzustellen, die nachfolgend in der ausführlichen Beschreibung weiter beschrieben werden. Die vorliegende Kurzdarstellung soll weder Schlüsselfaktoren oder wesentliche Merkmale des beanspruchten Gegenstands genauer bestimmen, noch soll sie den Anwendungsbereich des beanspruchten Gegenstands beschränken.

[0004] Bei einem Aspekt der vorliegenden Erfindung wird ein Verfahren in einem Datenverarbeitungssystem bereitgestellt, das mindestens einen Prozessor und mindestens einen Speicher aufweist, wobei der mindestens eine Speicher Anweisungen aufweist, die von dem mindestens einen Prozessor ausgeführt werden, um den mindestens einen Prozessor in spezifischer Weise so zu konfigurieren, dass er eine Pipeline für tiefes Lernen für die Verhaltensbiometrie (behavioral biometrics deep learning - BBDL) implementiert, die eine Mehrzahl von Stufen von Computermodellen für maschinelles Lernen aufweist, die so arbeiten, dass sie einen auf der Verhaltensbiometrie gestützten Authentifizierungsmechanismus bereitstellen, der auf der Grundlage von räumlich-zeitlichen Eingabedaten funktioniert. Gemäß einer veranschaulichenden Ausführungsform umfasst das Verfahren Empfangen von räumlich-zeitlichen Eingabedaten von einem oder mehreren Sensoren, wobei die Eingabedaten einer Eingabe entsprechen, die einer Entität in einem vorgegebenen Zeitfenster zugehörig ist, das eine Mehrzahl von Zeitintervallen aufweist, wobei jedes Zeitintervall einen entsprechenden Teilsatz der räumlich-zeitlichen Eingabedaten aufweist. Das Verfahren umfasst ferner für jedes Zeitintervall der Mehrzahl von Zeitintervallen Verarbeiten eines Teilsatzes der räumlich-zeitlichen Eingabedaten, die dem Zeitintervall entsprechen, durch ein oder mehrere Computermodelle für maschinelles Lernen einer entsprechenden Stufe der Mehrzahl von Stufen, um einen Ausgabevektor zu erzeugen, der Werte aufweist, die eine interne Darstellung von räumlich-zeitlichen Eigenschaften der in dem Teilsatz der räumlich-zeitlichen Eingabedaten dargestellten Entität anzeigen. Darüber hinaus umfasst das Verfahren Sammeln von Ausgabevektoren in der Mehrzahl von Stufen der BBDL-Pipeline, um einen endgültigen Ausgabevektor zu erzeugen, der endgültige Ausgabevektorwerte aufweist, die die räumlich-zeitlichen Eigenschaften der in den räumlich-zeitlichen Eingabedaten dargestellten Entität anzeigen. Das Verfahren umfasst darüber hinaus Authentifizieren der Entität durch das Datenverarbeitungssystem auf der Grundlage des endgültigen Ausgabevektors.

[0005] Die räumlich-zeitlichen Eingabedaten weisen Eingabedaten auf, die sowohl räumlich in Bezug auf einen physischen Bereich, der von mindestens einem des einen oder mehreren Sensoren überwacht wird, als auch zeitlich abhängig sind. Somit erfordert die BBDL-Pipeline der veranschaulichenden Ausführungsformen kein Vorverarbeiten von räumlich-zeitlichen Eingaberohdaten wie bei bestehenden Mechanismen, um einen festen, vorgegebenen Satz von Eingabemerkmalen zu erzeugen und zeitliche Merkmale zu entfernen. Das Verarbeiten der räumlich-zeitlichen Eingabedaten ermöglicht es der BBDL-Pipeline darüber hinaus, die Verhaltensbiometrie der Entitäten (Benutzer) zu erlernen, anstatt lediglich Eingabemuster zu authentifizieren, die von einer beliebigen Entität oder mehreren Entitäten bereitgestellt werden können, die das jeweilige Muster kennen. Das heißt, die räumlich-zeitlichen Eingabedaten sind repräsentativ für das einzigartige Verhalten der Entität/des Benutzers, das sich in der Art und Weise zeigt, wie die Entität/der Benutzer Eingaben erzeugt, und es handelt sich dabei um mehr als nur ein erkanntes Muster.

[0006] Die vorliegende Erfindung stellt vorzugsweise ein Verfahren bereit, bei dem das Authentifizieren der Entität Vergleichen des endgültigen Ausgabevektors mit mindestens einem zuvor erzeugten Ausgabevektor umfasst, der von der BBDL-Pipeline erzeugt wurde und in einem Benutzerprofil für einen berechtigten Benutzer gespeichert ist, um eine Wahrscheinlichkeit festzulegen, dass der endgültige

Ausgabevektor räumlich-zeitliche Eigenschaften des berechtigten Benutzers darstellt. Das Authentifizieren der Entität umfasst darüber hinaus weiterhin Steuern des Zugriffes auf geschützte Ressourcen als Reaktion auf Ergebnisse des Vergleichs. Auf diese Weise kann ein kleiner Satz von zuvor erzeugten Ausgabevektoren verwendet werden, um ein Benutzerprofil zu definieren, das die Verhaltensbiometrie eines berechtigten Benutzers darstellt, und nachfolgende Benutzereingaben können anhand solcher verhaltensbiometrischer Daten authentifiziert werden.

[0007] Die vorliegende Erfindung stellt vorzugsweise ein Verfahren bereit, bei dem das Steuern des Zugriffes auf geschützte Ressourcen als Reaktion auf das Festlegen der Wahrscheinlichkeit, dass der endgültige Ausgabevektor räumlich-zeitliche Eigenschaften des Benutzers darstellt, die mit räumlich-zeitlichen Eigenschaften des berechtigten Benutzers übereinstimmen, umfasst: Gewähren des Zugriffes auf die geschützten Ressourcen für den Benutzer und Aktualisieren des Benutzerprofils, um den endgültigen Ausgabevektor aufzunehmen. Auf diese Weise kann das Benutzerprofil dynamisch aktualisiert werden, um die aktuellsten verhaltensbiometrischen Informationen für den berechtigten Benutzer wiederzugeben.

[0008] Die vorliegende Erfindung stellt vorzugsweise ein Verfahren bereit, bei dem jede Stufe der BBDL-Pipeline ein bildverarbeitendes Computermodell für maschinelles Lernen aufweist und bei dem für jede Stufe der BBDL-Pipeline das Verarbeiten des Teilsatzes von räumlich-zeitlichen Eingabedaten, die dem Zeitintervall entsprechen, umfasst: Verarbeiten des Teilsatzes von räumlich-zeitlichen Eingabedaten, um räumlich-zeitliche Merkmale im Teilsatz von räumlich-zeitlichen Eingabedaten in ein Bild umzuwandeln, und Durchführen einer Bildanalyse des Bildes durch das bildverarbeitende Computermodell für maschinelles Lernen der Stufe, um eine erste Vektorausgabe zu erzeugen. Auf diese Weise können die räumlich-zeitlichen Merkmale in einem Format dargestellt werden, das einer Bildanalyse durch Modelle für maschinelles Lernen unterzogen werden kann, um die räumlich-zeitlichen Daten im Hinblick auf verschiedene räumlich-zeitliche Merkmale zu klassifizieren.

[0009] Die vorliegende Erfindung stellt vorzugsweise ein Verfahren bereit, bei dem jede Stufe der BBDL-Pipeline ein vollständig in einem neuronalen Netzwerk vernetztes Computermodell für maschinelles Lernen aufweist und bei dem für jede Stufe der BBDL-Pipeline das Verarbeiten des Teilsatzes von räumlich-zeitlichen Eingabedaten, die dem Zeitintervall entsprechen, umfasst: Verarbeiten des Teilsatzes von räumlich-zeitlichen Eingabedaten, um zeitliche Merkmale im Teilsatz von räumlich-zeitlichen Eingabedaten zu identifizieren, und Verarbeiten der zeitlichen Merkmale durch das vollständig in einem neuronalen Netzwerk vernetzte Computermodell für maschinelles Lernen der Stufe, um einen zweiten Ausgabevektor zu erzeugen. So können in den räumlich-zeitlichen Eingabedaten zeitliche Merkmale identifiziert werden, die nicht von den bestimmten räumlichen Elementen abhängig sind und getrennt von den räumlich-zeitlichen Merkmalen ausgewertet werden können, bevor sie mit den Ergebnissen eines Analysierens der räumlich-zeitlichen Merkmale kombiniert werden.

[0010] Die vorliegende Erfindung stellt vorzugsweise ein Verfahren bereit, bei dem jede Stufe der BBDL-Pipeline eine Logik zum Einbetten fester/kategorialer Daten aufweist und bei dem für jede Stufe der BBDL-Pipeline das Verarbeiten des Teilsatzes von räumlich-zeitlichen Eingabedaten, die dem Zeitintervall entsprechen, umfasst: Verarbeiten des Teilsatzes von räumlich-zeitlichen Eingabedaten, um feste/kategoriale Merkmale im Teilsatz von räumlich-zeitlichen Eingabedaten zu identifizieren, und Verarbeiten derfesten/kategorialen Merkmale durch die Logik zum Einbetten fester/kategorialer Daten der Stufe, um eine dritte Vektorausgabe zu erzeugen. Die Mechanismen der veranschaulichenden Ausführungsformen sind somit in der Lage, das Auswerten der Eingabedaten weiter auf der Grundlage fester/kategorialer Daten sowie räumlich-zeitlicher Merkmale und zeitlicher Merkmale in den räumlich-zeitlichen Eingabedaten vorzunehmen.

[0011] Die vorliegende Erfindung stellt vorzugsweise ein Verfahren bereit, bei dem jede Stufe der BBDL-Pipeline eine Kombinationslogik aufweist, die so arbeitet, dass sie den ersten Ausgabevektor, den zweiten Ausgabevektor und den dritten Ausgabevektor so kombiniert, um einen kombinierten Ausgabevektor zu erzeugen, der in ein Computermodell für maschinelles Lernen einer Hauptstufe der Stufe eingegeben wird. So werden die Ergebnisse des Verarbeitens der räumlich-zeitlichen Merkmale, der zeitlichen Merkmale und der festen/kategorialen Merkmale in den räumlich-zeitlichen Eingabedaten kombiniert, um eine interne Darstellung der räumlich-zeitlichen Merkmale der Eingabe zu erzeugen, die verwendet werden, um vorherzusagen, ob die räumlich-zeitlichen Eingabedaten einem berechtigten Benutzer zugehörig sind.

[0012] Die vorliegende Erfindung stellt vorzugsweise ein Verfahren bereit, bei dem jedes Computermodell für maschinelles Lernen einer Hauptstufe jeder Stufe der BBDL-Pipeline einen entsprechenden kombinierten Ausgabevektor seiner entsprechenden Stufe zusammen mit einer Eingabe von einer vorherigen Stufe der BBDL-Pipeline verarbeitet, um einen Stufenausgabevektor zu erzeugen, und bei dem das Sammeln von Ausgabevektoren in der

Mehrzahl von Stufen der BBDL-Pipeline, um einen endgültigen Ausgabevektor zu erzeugen, für jede Stufe Ausgeben des Stufenausgabevektors als Eingabe für eine nächste Stufe in der BBDL-Pipeline umfasst, und wobei ein Stufenausgabevektor eines Computermodells für maschinelles Lernen einer Hauptstufe einer letzten Stufe der BBDL-Pipeline der endgültige Ausgabevektor ist. Auf diese Weise wird das Verarbeiten von räumlich-zeitlichen Merkmalen, zeitlichen Merkmalen und festen/kategorialen Merkmalen in mehreren Zeitintervallen eines Zeitfensters so kumuliert, dass verhaltensbiometrische Muster innerhalb des Zeitfensters identifiziert werden können.

[0013] Die vorliegende Erfindung stellt vorzugsweise ein Verfahren bereit, bei dem Informationen über eine eingebettete Einheit in ein Computermodell für maschinelles Lernen einer Hauptstufe einer ersten Stufe der BBDL-Pipeline eingegeben werden und bei dem das Computermodell für maschinelles Lernen einer Hauptstufe einen kombinierten Ausgabevektor, der der ersten Stufe zugehörig ist, zusammen mit den Informationen über eine eingebettete Einheit verarbeitet, um einen Stufenausgabevektor für die erste Stufe zu erzeugen. So kann die Auswertung der BBDL-Pipeline an die jeweilige Einheit angepasst werden, die den räumlich-zeitlichen Eingabedaten zugehörig ist.

[0014] Die vorliegende Erfindung stellt vorzugsweise ein Verfahren bereit, bei dem der eine oder mehrere Sensoren Berührungssensoren einer berührungsempfindlichen Anzeigeeinheit aufweisen und bei dem die räumlich-zeitlichen Eingabedaten Sensordaten aufweisen, die Merkmale einer Berührungseingabe der Entität anzeigen. Die Mechanismen der veranschaulichenden Ausführungsformen können beispielsweise in Verbindung mit einer berührungsempfindlichen Anzeigeeinheit auf vielen modernen elektronischen Geräten wie Smartphones, Tablet-Computern und dergleichen implementiert werden.

[0015] Die vorliegende Erfindung stellt vorzugsweise ein Verfahren bereit, bei dem ein Computerprogrammprodukt, das ein durch einen Computer verwendbares oder lesbares Medium mit einem durch einen Computer lesbaren Programm aufweist, bereitgestellt wird. Wenn das durch einen Computer lesbare Programm auf einer Datenverarbeitungseinheit ausgeführt wird, veranlasst es die Datenverarbeitungseinheit, verschiedene der oben im Zusammenhang mit dem Verfahren der veranschaulichenden Ausführungsform genannten Operationen und Kombinationen davon durchzuführen.

[0016] Gemäß einem weiteren Aspekt der Erfindung wird ein System/eine Vorrichtung bereitgestellt. Das System/die Vorrichtung kann einen oder mehrere Prozessoren und einen Speicher aufweisen, der mit dem einen oder mehreren Prozessoren verbunden ist. Der Speicher kann Anweisungen aufweisen, die, wenn sie von dem einen oder mehreren Prozessoren ausgeführt werden, den einen oder mehrere Prozessoren veranlassen, verschiedene der oben im Zusammenhang mit dem Verfahren der veranschaulichenden Ausführungsform genannten Operationen und Kombinationen davon durchzuführen.

[0017] Diese und andere Merkmale und Vorteile der vorliegenden Erfindung werden in der folgenden ausführlichen Beschreibung der beispielhaften Ausführungsformen der vorliegenden Erfindung beschrieben oder ergeben sich für Fachleute aus dieser Beschreibung.

KURZBESCHREIBUNG DER ZEICHNUNGEN

[0018] Die Erfindung sowie eine bevorzugte Anwendungsform und weitere Ziele und Vorteile werden unter Bezugnahme auf die nachfolgende ausführliche Beschreibung veranschaulichender Ausführungsformen am besten verstanden, wenn sie zusammen mit den beiliegenden Zeichnungen gelesen werden, in denen:

Die **Fig.** 1A bis **Fig.** 1D beispielhafte Diagramme von räumlich-zeitlichen Merkmalen darstellen, die gemäß einer veranschaulichenden Ausführungsform zum Authentifizieren von Benutzern verwendet werden können;

Fig. 1E ein beispielhaftes Diagramm von zeitlichen Merkmalen darstellt, die gemäß einer veranschaulichenden Ausführungsform zum Authentifizieren von Benutzern verwendet werden können;

Fig. 2 ein beispielhaftes Blockschaubild einer Pipeline für tiefes Lernen für die Verhaltensbiometrie (BBDL) gemäß einer veranschaulichenden Ausführungsform ist;

Fig. 3 ein beispielhaftes Blockschaubild ist, das gemäß einer veranschaulichenden Ausführungsform eine Übersichtsdarstellung eines Trainingsprozesses zum Trainieren der BBDL-Pipeline zeigt;

Fig. 4 ein beispielhaftes Blockschaubild ist, das gemäß einer veranschaulichenden Ausführungsform eine Übersichtsdarstellung einer Laufzeitoperation einer BBDL-Pipeline zeigt;

Fig. 5 ein Ablaufplan ist, der eine beispielhafte Operation einer BBDL-Pipeline gemäß einer veranschaulichenden Ausführungsform darstellt;

Fig. 6 eine beispielhafte Darstellung eines verteilten Datenverarbeitungssystems ist, bei dem

Aspekte der veranschaulichenden Ausführungsformen implementiert werden können; und

Fig. 7 ein beispielhaftes Blockschaubild einer Datenverarbeitungseinheit ist, bei der Aspekte der veranschaulichenden Ausführungsformen implementiert werden können.

AUSFÜHRLICHE BESCHREIBUNG

[0019] Bei der Verhaltensbiometrie handelt es sich um ein Authentifizierungsparadigma, das eine kontinuierliche Authentifizierung ermöglicht, im Gegensatz zu einer einmaligen Authentifizierung, wie sie in der Regel bei physischen biometrischen und wissensgestützten, z.B. passwortgestützten, oder auf Sicherheitsfragen beruhenden Authentifizierungsmechanismen verwendet wird. Auf einem Smartphone, einer Tablet-Einheit oder Ähnlichem können verschiedene Benutzer eine unterschiedliche Geschwindigkeit beim Wischen, einen unterschiedlichen Winkel beim Zusammen- oder Auseinanderführen der Finger und Ähnliches aufweisen, was durch verhaltensbiometrische Mechanismen überwacht werden kann. Es gibt zwar Mechanismen zum Einsetzen der Verhaltensbiometrie als Authentifizierungsmethode, da diese bestehenden Ansätze jedoch nicht in der Lage sind, Eingabemerkmale mit variabler Länge zu verarbeiten, berücksichtigen diese bestehenden Mechanismen nur vordefinierte Merkmale mit festen Dimensionen, wobei eine zeitliche Dimension ausgeschlossen wird.

[0020] Das heißt, die bestehenden Mechanismen erfordern feste Dimensionen, um Computermodelle zum Durchführen von Vorhersagen oder Klassifizierungen zu trainieren, der zeitliche Aspekt der Verhaltensbiometrie ist jedoch variabel. So muss der Zeitaspekt der Eingaberohdaten aus den vom Computermodell verarbeiteten Eingabedaten durch Vorverarbeiten oder Vorberechnen der Eingaberohdaten verringert werden, um allgemeine Merkmale zu erzeugen, die durch Merkmalsentwicklung definiert werden, um eine Entität gezielt von einer anderen zu unterscheiden, z.B. kann ein Wischwinkelmerkmal definiert werden, das Berechnen eines Wischwinkels und dessen Darstellen als boolescher Wert in Abhängigkeit von einem Schwellenwert umfasst, der dann verwendet werden kann, um zu ermitteln, ob der Wischwinkel eine winkelförmige Drehung oder eine runde Drehung in der Wischbewegung darstellt, z.B. 1, wenn es sich bei der Wischbewegung um eine winkelförmige Wischbewegung handelt, oder 0, wenn dies nicht der Fall ist; 1, wenn es sich um eine runde Wischbewegung handelt, oder 0, wenn dies nicht der Fall ist. Anhand solcher Merkmale können Benutzer nach den Arten von Drehbewegungen unterschieden werden, die die Benutzer beim Durchführen von Wischgesten verwenden, die Merkmale selbst enthalten jedoch keine zeitlichen Aspekte oder keine besonderen räumlichen Informationen.

[0021] Diese vorverarbeiteten Daten, die allgemeine Merkmale zum Unterscheiden von Entitäten aufweisen und durch Umwandeln der Eingaberohdaten in eine Eingabe mit fester Dimension erzeugt werden, die vordefinierte Merkmale zum Unterscheiden von Entitäten aufweist, wobei variable zeitliche und/oder räumliche Aspekte der Eingaberohdaten entfernt werden, werden von dem bestehenden verhaltensbiometrischen Computermodell verarbeitet. Solche allgemeinen Merkmale mit festen Dimensionen sind erforderlich, da die bestehenden verhaltensbiometrischen Computermodelle, die Eingaben mit festen Dimensionen erfordern, an ihre Grenzen stoßen. Bestehende Mechanismen führen ihre Operationen zum verhaltensbiometrischen Klassifizieren demnach nicht auf der Grundlage räumlich-zeitlicher Eingaberohdaten durch, da sie nicht in der Lage sind, die Variabilität der zeitlichen Dimension im Hinblick auf die Verhaltensbiometrie in Betracht zu ziehen.

[0022] Eingaberohdaten von einer Sensoreinheit, z.B. für das Streichen oder Wischen eines Benutzers auf einem berührungsempfindlichen Bildschirm, können zum Beispiel eine Funktion von Zeit und Raum F (t, x, y) = v sein, die einen Wert eines erfassten Merkmals des Streichens/Wischens an Koordinaten (x, y) zum Zeitpunkt t (oder alternativ F(t)=(x, y, v)) angibt, wobei x eine horizontale Koordinate des Bildschirms, y eine vertikale Koordinate des Bildschirms, t ein Zeitpunkt und v ein Wert eines erfassten Merkmals des Streichens oder Wischens ist, z.B. Druck oder Ähnliches. Bestehende Mechanismen sind nicht in der Lage, solche variablen Eingaben zu verarbeiten, da auf festen Dimensionen gestützte Computermodelle anhand von Eingabedaten mit festen Dimensionen trainiert werden müssen. Stattdessen müssen die Eingabedaten durch Merkmalsextraktionsumwandlungen, die durch Vorverarbeiten der Eingabedaten implementiert werden, in benutzerdifferenzierende Merkmale mit fester Dimension umgewandelt werden, z.B. in boolesche Werte wie Umwandeln von F(t, x, y)=v in einen booleschen Eingabewert durch Vorverarbeiten der Eingabe, sodass F(x, y) = 1 oder 0 ist, je nachdem, ob der Bildschirm an der Koordinate (x, y) berührt wird, wobei die zeitliche Dimension der Eingabe entfernt wird. Das heißt, durch die auf der Grundlage von Merkmalsentwicklung durchgeführte Merkmalsextraktion kann die Merkmalsextraktion F1(Sitzung)= \max |F(t, x, y) - avg(F(t,x,y)) |-\min|F(t,x,y) - avg(F(t,x,y)) |erzeugen, wodurch eine oder mehrere der Dimensionen t und/oder x und y wirksam beseitigt werden. Der Wert max(F-avg(F)) gibt an, wie groß ein bestimmtes Merkmal während der Sitzung sein darf, z.B. wie schnell das Wischen im Vergleich zum Sitzungsdurchschnitt sein darf, wobei eine große Zahl bedeutet, dass die Abweichung groß ist. Diese Gleichung kann weiter mit

Hilfe der 2-Norm anstelle des Absolutwerts präzisiert werden, z.B. F1(Sitzung) = \max||F(t,x,y) avg(F (t,x,y)) | |_2 - \min 11 F(t,x,y) - avg(F(t,x,y)) | |_2, wobei „ | |_2" die 2-Norm bezeichnet.

[0023] Solche vorverarbeiteten Eingaben erzeugen Werte mit festen Dimensionen, die allgemeine Merkmale der Eingabe darstellen, z.B. „dieser Benutzer macht einen scharfen Winkel", „dieser Benutzer vergrößert schnell/langsam", „dieser Benutzer vergrößert und verkleinert abwechselnd/wiederholt" usw., die dann in das Computermodell eingespeist werden, das eine Klassifizierung oder Vorhersage auf der Grundlage der allgemeinen Merkmale durchführt, wobei die räumlich-zeitlichen Eingabedaten bereits aus der Eingabe entfernt wurden.

[0024] Die veranschaulichenden Ausführungsformen stellen eine Computermodell-Pipeline für tiefes Lernen für die Verhaltensbiometrie (im Folgenden als BBDL-Pipeline bezeichnet) bereit, die Computermodelle für maschinelles Lernen zur Bildanalyse, Modelle für maschinelles Lernen zur Merkmalsklassifizierung, Mechanismen zum Einbetten von Merkmalen und Ähnliches aufweist, die zum Erlernen von Mustern von räumlich-zeitlichen Merkmalen von räumlich-zeitlichen Eingaberohdaten dienen, ohne dass zeitliche und/oder räumliche Merkmale entfernt werden müssen, um allgemeine Merkmale zu erzeugen, wie dies bei den bestehenden Mechanismen der Fall ist. Diese erlernten Muster von räumlich-zeitlichen Merkmalen weisen auf die Verhaltensbiometrie eines bestimmten Benutzers hin und erzeugen auf der Grundlage der maschinell erlernten Muster von räumlich-zeitlichen Merkmalen ein Benutzerprofil, das anschließend verwendet werden kann, um nachfolgende Benutzereingaben im Hinblick auf die Verhaltensbiometrie zu authentifizieren, die durch die räumlich-zeitlichen Merkmale der nachfolgenden Benutzereingaben dargestellt wird. Es sei darauf hingewiesen, dass es sich bei den räumlich-zeitlichen Roheingaben in die BBDL-Pipeline um Eingaberohdaten handelt, die an sich nicht als spezifische Entitätsunterscheidungsmerkmale ausgelegt wurden, d.h., die Eingaberohdaten sind keine vorverarbeiteten Eingabedaten, die vorverarbeitet wurden, um die Merkmalsextraktion mithilfe der Merkmalsentwicklung durchzuführen, und die immer noch die räumlichen und zeitlichen Rohinformationen enthalten. Das heißt, im Gegensatz zu bestehenden Mechanismen, bei denen das Computermodell auf der Grundlage spezifischer Merkmale arbeiten muss, die für ein Unterscheiden bestimmter Entitäten entwickelt wurden, weist die Eingabe in die BBDL-Pipeline das auf, was die Eingaberohdaten für die jeweilige Ausführungsform sind, und weist nicht vorverarbeitete, räumlich-zeitliche Eingaberohdaten von einer oder mehreren Sensoreinheiten in einem bestimmten gleitenden Zeitfenster auf.

[0025] Bei dem Zeitfenster, in dem die Eingaberohdaten gesammelt und in die BBDL-Pipeline eingegeben werden, handelt es sich um ein gleitendes oder bewegliches Zeitfenster, wobei jedes einzelne Zeitintervall überlappend oder nichtüberlappend sein kann. Wenn ein Zeitfenster beispielsweise die Zeitpunkte T1,..., T12 aufweist, können die einzelnen Zeitintervalle (oder Zeitscheiben) (T1, T2), (T2, T3),...(T11, T12) oder (T1, T3), (T2, T4), (T3, T5),... (T10, T12) sein, je nachdem, ob überlappende Zeitintervalle für die jeweilige Implementierung gewünscht sind. Ein beobachtbares (von einem oder mehreren Sensoren erfassbares) Eingabeereignis von einer Entität (zur Veranschaulichung wird angenommen, dass es sich um einen menschlichen Benutzer handelt, ohne darauf beschränkt zu sein) kann in diesem Beispiel jederzeit zwischen T1 und T12 auftreten. Das heißt, wenn T1=12:00:10 (Stunde:Minute:Sekunde), T2=12:00:15 (gestützt auf eine Wanduhrzeit) gilt, kann um 12:00:12 ein Wischereignis stattfinden, das einem ersten Zeitintervall (T1, T2) zugehörig sein kann. Durch Überlappen der Zeitintervalle wird die Möglichkeit eines Informationsverlusts minimiert, z.B. würden ohne Überlappen zwei Ereignisse um 12:00:11 und 12:00:13 in dasselbe Zeitintervall fallen, zwei Ereignisse um 12:00:14 und 12:00:16 jedoch trotz derselben Zeitdifferenz in zwei verschiedene Zeitintervalle fallen.

[0026] Die BBDL-Pipeline arbeitet somit mit räumlich-zeitlichen Eingaberohdaten, die nicht direkt mit bestimmten allgemeinen Merkmalen eines Verhaltens einer Entität zusammenhängen. Daher können die Mechanismen der BBDL-Pipeline dynamisch für neue Klassifizierungen, z.B. neue Benutzer, mit nur einem sehr kleinen Satz von Beispielen trainiert werden, z.B. durch Einbetten von zwei Wischbewegungssitzungen und Vergleichen der Ähnlichkeit der Einbettungen, wie im Folgenden ausführlich beschrieben. Im Gegensatz dazu erfordern bestehende Mechanismen, dass das Computermodell für einen festen Satz von Klassifizierungen trainiert wird, oder dass für verschiedene Klassifizierungen Computermodelle separat trainiert werden, und wenn eine neue Klassifizierung gewünscht wird, muss man das gesamte Computermodell mit der neuen Klassifizierung neu trainieren oder ein neues Computermodell erzeugen.

[0027] Die BBDL-Pipeline weist gemäß einer veranschaulichenden Ausführungsform mehrere Stufen von Computerlogik auf, wobei jede Stufe eine Logik zum Implementieren eines Satzes von Modellen für maschinelles Lernen (oder „Teilmodellen", wenn man die BBDL-Pipeline als Ganzes als ein Computer-„Modell" betrachtet) aufweist, die räumlich-zeitliche Merkmale, zeitliche Merkmale und feste/kategoriale Merkmale für ein bestimmtes entsprechendes Zeitintervall auswerten, das die Zeitpunkte t, t+1, t+2 bis t

+n aufweist, wobei n die Größe des Zeitfensters angibt, in dem räumlich-zeitliche Merkmalsmuster ausgewertet werden, um eine Verhaltensbiometrie für einen bestimmten Benutzer zu ermitteln. Somit umfasst die BBDL-Pipeline n Stufen, wobei jede Stufe über eine Mehrzahl von Computermodellen für maschinelles Lernen (ML) (oder „Teilmodellen“ des gesamten BBDL-Pipelinemodells) verfügt, die räumlich-zeitliche Merkmale, zeitliche Merkmale und feste/kategoriale Merkmale einer Benutzereingabe in die Datenverarbeitungseinheit, mit der der Benutzer verbunden ist, auswerten, wie sie von einem oder mehreren Sensoren einer Benutzereingabeeinheit, die der Datenverarbeitungseinheit zugehörig ist, erzeugt werden können und/oder von der Datenverarbeitungseinheit selbst erzeugt werden, z.B. kann eine Mehrzahl von Sensoren in Verbindung mit einer oder mehreren vom Benutzer bedienten Einheiten bereitgestellt werden wie z.B. ein Smartphone, ein Tablet-Computer, eine Touchscreen-Einheit, eine Computermaus, eine Trackball-Eingabeeinheit, eine Bilderfassungseinheit, eine biometrische Leseeinheit oder jede andere Quelle biometrischer oder verhaltensbiometrischer Eingabedaten.

[0028] In einigen veranschaulichenden Ausführungsformen können diese Sensoren beispielsweise Berührungssensoren in einem berührungsempfindlichen Bildschirm, Beschleunigungssensoren, die der Einheit selbst zugehörig sind, Umgebungslichtsensoren, Kameraeinheiten, bei denen die Eingabe als F(t, x, y) ausgedrückt werden kann, und Ähnliches aufweisen. Zu Beispielen für räumlich-zeitliche Merkmale, die von solchen Sensoren erfasst und als Eingabedaten für die BBDL-Pipeline bereitgestellt werden, gehören, ohne auf diese beschränkt zu sein, Daten über das Wischen mit dem Finger auf einem Touchscreen, z.B. Größe der Wischfläche, Geschwindigkeit des Wischens, Beschleunigung des Wischens, Wischrichtungen usw., einschließlich Koordinatendaten in Bezug auf die jeweiligen Abmessungen des Touchscreens, Druckinformationen über den Berührungsdruck auf eine Touchscreen-Einheit, Mouseover-Informationen, Informationen über erkannte Gesten von Bilderfassungseinheiten (Kameras usw.), Touchscreens oder einer anderen Quelle für Gesteninformationen, Informationen über den Stimmenausdruck, die gesprochenen Eingaben zugehörig sind, Beschleunigungsinformationen, die Bewegungen der jeweiligen Einheit durch den Benutzer darstellen, usw. In einer veranschaulichenden Ausführungsform umfassen die verwendeten räumlich-zeitlichen Merkmale die boolesche Berührung (siehe nachfolgende Beschreibung), die Berührungsfläche (z.B. wie groß eine Fläche um den Punkt (x, y) ist, in dem der Wert von F(t, x, y) 1 ist), den Berührungsdruck, die (x,y) Berührungsgeschwindigkeit (ermittelt aus einer Folge von Punkten {(t1, x1, y1), (t2, x2, y2),... }, wobei die Geschwindigkeit {(t1, (x2-x1)/(t2-t1), (y2-y1)/(t2-t1),...} ist und F(t, x, y) und F'(t, x, y) aus diesen Werten gebildet wird), die (x,y) Berührungsbeschleunigung, die skalare Berührungsgeschwindigkeit und die skalare Berührungsbeschleunigung. Es sei darauf hingewiesen, dass in den hier angeführten Beispielen zwar kartesische Koordinaten verwendet werden, die veranschaulichenden Ausführungsformen jedoch nicht darauf beschränkt sind und jedes andere Koordinatensystem verwendet werden kann, ohne vom Anwendungsbereich der vorliegenden Erfindung abzuweichen, z.B. kann F(t, x, y) in F(t, phi, r) umgewandelt werden, um ähnliche Informationen (Berührungsfläche, -geschwindigkeit, -beschleunigung usw.) in einem polaren Koordinatensystem darzustellen.

[0029] Im Allgemeinen handelt es sich bei den räumlich-zeitlichen Merkmalen um Sammlungen von Merkmalen, die über den Eingabebereich der Einheit variieren, z.B. Abmessungen des Bildschirms der Einheit oder der grafischen Benutzerschnittstelle bei Touchscreen-Einheiten oder Bewegungen der Computermaus, des Trackballs oder anderer Benutzereingabeeinheiten, die eine Benutzereingabe in eine grafische Benutzerschnittstelle oder Ähnliches darstellen und die sich im Laufe der Zeit verändern. Bei einem booleschen räumlich-zeitlichen Berührungsmerkmal handelt es sich beispielsweise um eine Sammlung von Merkmalen, die darstellen, welcher Teil des Einheitenbildschirms in einem bestimmten Zeitschritt berührt wird. Formal kann dies als $f_{boolesche Berührung)(x,y,t)$ dargestellt werden, wobei der Wert 1 ist, wenn der Einheitenbildschirm bei (x,y) auf dem Einheitenbildschirm im Zeitschritt t berührt wird, sonst ist der Wert 0. Somit ist für jeden Wert von (x,y) für den Zeitschritt t der Wert für das räumlich-zeitliche Merkmal entweder 1 oder 0, wodurch eine Matrix- oder Bitmap-Darstellung der Benutzereingabe erzeugt wird. Bei einer Funktion F (t, x, y)=v kann der Wert für v nicht auf boolesche Werte beschränkt sein und stattdessen innerhalb eines vordefinierten Wertebereichs für v liegen, der von der gemessenen Eingabe abhängt, z.B. kann v zwischen max(v) und min(v) liegen (z.B. 1 und -1).

[0030] Die Verwendung von räumlich-zeitlichen Merkmalen gemäß den veranschaulichenden Ausführungsformen unterscheidet sich erheblich von früheren gestengestützten Authentifizierungsmechanismen, bei denen die Position relativ zum Eingabebereich der Einheit und die Tatsache, dass die Gesten im Laufe der Zeit der Benutzeraktion variieren, außer Acht gelassen werden (frühere gestengestützte Authentifizierungsmechanismen befassen sich wie vorstehend erwähnt nur mit allgemeinen Merkmalen, die räumliche und/oder zeitliche Merkmale ausschließen). Die vorstehend genannten gestengestützten Authentifizierungsmechanismen speichern eine feste Reihe von Gesten und führen

auf der Grundlage der Eingabe derselben oder einer anderen Reihe von Gesten eine Authentifizierung durch, sodass der Benutzer authentifiziert wird, wenn die Eingabe genau dieselbe Reihe von Gesten enthält, und ist dies nicht der Fall, wird der Benutzer nicht authentifiziert. Auf diese Weise kann jeder, der das gespeicherte feste Muster kennt, erfolgreich authentifiziert werden. Die veranschaulichenden Ausführungsformen verwenden dagegen Eingaberohdaten und arbeiten mit winzigen Nuancen von Benutzerverhalten (Entitätenverhalten), die nicht festen Mustern zugehörig sind. Das heißt, die winzigen Nuancen von Benutzerverhalten stellen eine Darstellung der räumlich-zeitlichen Eigenschaften des jeweiligen Benutzers bereit, z.B. räumlich-zeitliche Eigenschaften einer Benutzereingabe wie Geschwindigkeit beim Zeichnen einer Kurve, Zoomwinkel und -tendenz usw., die der Benutzer bei verschiedenen Benutzereingaben verwendet. Diese Eigenschaften werden in Bezug auf zeitliche Informationen erfasst und können einem bestimmten Benutzer eindeutig zugeordnet werden, sodass es sich nicht um ein festes Muster von nichträumlich-zeitlichen Merkmalen handelt, das von jedem Benutzer, der das feste Eingabemuster kennt, nachgebildet werden kann.

[0031] Die veranschaulichenden Ausführungsformen berücksichtigen zeitliche Merkmale, die nicht von den der jeweiligen Einheit zugehörigen Eingabebereichen abhängen; dabei kann es sich um zusammengefasste räumlich-zeitliche Informationen oder nichträumlich-zeitliche Informationen handeln, die den Benutzereingaben zugehörig sind. Beispielsweise hängt eine Änderung des Beschleunigungssensors nicht von dem jeweiligen Eingabebereich der Einheit ab, z.B. von Abmessungen des Touchscreens einer Einheit, der der Benutzer Eingaben bereitstellt, sondern steht einfach im Verhältnis zu früheren Beschleunigungsmessungen. Das heißt, die Beschleunigungsänderung ist unabhängig vom Eingabebereich der jeweiligen Einheit gleich. Formal ist $f_{Beschleunigungssensor-x}(t)$ die Beschleunigungssensoränderung entlang der x-Achse im Zeitschritt t. Zu solchen zeitlichen Merkmalen gehören, ohne auf diese beschränkt zu sein, dreidimensionale Beschleunigungssensorwerte in euklidischen/polaren Koordinaten, die erste Ableitung der Beschleunigung, die zweite Ableitung der Beschleunigung, zusammengefasste Werte der räumlich-zeitlichen Merkmale und Kontexteinbettungen, z.B. welche Komponenten der grafischen Benutzerschnittstelle und/oder des Touchscreens berührt wurden.

[0032] Zusätzlich zu den Eingabedaten mit den räumlich-zeitlichen Merkmalen und den Eingabedaten mit den zeitlichen Merkmalen rufen die veranschaulichenden Ausführungsformen weiterhin Daten aus Informationsquellen ab, die nicht von biometrischen Daten, verhaltensbiometrischen Daten oder anderen Daten abhängig sind, die der Benutzereingabe zugehörig sind. Dazu gehören zum Beispiel andere Merkmale, die nicht von solchen benutzereingabespezifischen Daten abhängen, wie die Identität der vom Benutzer bedienten Einheit selbst, z.B. Marke und Modellnummer (z.B. Apple iPhone X, Samsung Galaxy S20 usw.), die Konfiguration der Einheit (z.B. Sensortypen und ihre Eigenschaften usw.), Abmessungen oder Bedienungsgrenzen der Einheit (z.B. Bildschirmgröße, Größe des Berührungsfelds, Größe der grafischen Benutzeroberfläche usw.), die besondere Anwendung, mit der die Entität/der Benutzer die Eingaben bereitstellt, usw. Dabei handelt es sich um Merkmale, die sich im Laufe der Zeit nicht verändern, d.h. um feste Merkmale, die aber dennoch in Kombination mit den räumlich-zeitlichen Merkmalen und zeitlichen Merkmalen zum Authentifizieren der Identität eines Benutzers nützlich sind. Zu weiteren Beispielen für feste Merkmale, die verwendet werden können, gehören Konfigurationsinformationen, die Bereiche messbarer Werte angeben, z.B. können verschiedene Einheiten Eingaben unter Verwendung verschiedener Wertebereiche, verschiedener Einheiten oder Ähnlichem messen.

[0033] Diese Merkmale können als eine oder mehrere Vektordarstellungen der Einheit selbst eingebettet werden. Alle kategorialen Merkmale können eingebettet und der eingebettete Vektor als Eingabe für das restliche Netzwerk der Stufe und/oder der BBDL-Pipeline als Ganzes bereitgestellt werden. Zu Beispielen für andere Funktionen, die auf diese Weise eingebettet werden können, gehören, ohne auf diese beschränkt zu sein, Lautstärke, Freisprecheinrichtung ein/aus, Kamerastatus, Kamerablitzstatus, aktive/berührte Anwendung, berührtes Benutzerschnittstellenelement, Einheitenname/-typ, Betriebssystemversion usw.

[0034] Die Quellen der Merkmalsdaten, z.B. räumlich-zeitliche Merkmale und zeitliche Merkmale, können die Merkmalsdaten über mehrere Zeitpunkte oder Zeitintervalle kontinuierlich oder periodisch sammeln und/oder erzeugen und die Merkmalsdaten einem Vorprozessor bereitstellen, der die Merkmalsrohdaten in eine Form umwandelt, die von den verschiedenen Modellen für maschinelles Lernen der Stufen der BBDL-Pipeline verwendet werden können, z.B. (Zeit x 2D)-Merkmalsmatrizen oder -Karten für räumlich-zeitliche Merkmale, (Zeit x 1D)-Matrizen oder -Karten für zeitliche Merkmale. Darüber hinaus kann für alle festen Einheitenmerkmale oder kategorialen Typenmerkmale ein Einbetten dieser Merkmale durch den Vorprozessor oder eine andere Einbettungskomponente durchgeführt werden, und die eingebetteten Vektordarstellungen können wie nachstehend erläutert zusammen mit den Ausgaben des (der) neuronalen Netzwerks (Netzwerke) zum nach-

gelagerten Verarbeiten bereitgestellt werden. Beim Einbetten handelt es sich um den Prozess zum Erzeugen einer Vektordarstellung eines Eingabewerts. In Mechanismen neuronaler Netzwerke ist das Einbetten ein Prozess zum Erzeugen von niedrigdimensionalen, erlernten kontinuierlichen Vektordarstellungen diskreter Variablen. Der Prozess zum Einbetten einer Eingabe in eine Vektordarstellung ist in der Technik allgemein bekannt.

[0035] In einigen veranschaulichenden Ausführungsformen weist jede Stufe der BBDL-Pipeline ein oder mehrere erste ML-Computermodelle (oder „Teilmodelle“) auf, die durch Prozesse für maschinelles Lernen trainiert werden, um eine Bildanalyse oder eine auf Computervision beruhende Analyse der räumlich-zeitlichen Merkmalsdaten durchzuführen, die von den verschiedenen Quellen empfangen und vom Vorprozessor zu der (Zeit x 2D)-Merkmalsmatrix- oder -Kartendarstellung vorverarbeitet werden. Das eine oder mehrere erste ML-Computermodelle können ein einzelnes ML-Computermodell aufweisen, das so trainiert ist, dass es Klassifizieren oder Kategorisieren einer Mehrzahl verschiedener räumlich-zeitlicher Merkmale durchführt, es kann sich um ein einzelnes ML-Computermodell handeln, das so trainiert ist, dass es Klassifizieren oder Kategorisieren eines einzelnen räumlich-zeitlichen Merkmals durchführt, oder es kann sich um eine Kombination aus einer Mehrzahl von ML-Computermodellen handeln, die jeweils so trainiert sind, dass sie Klassifizieren oder Kategorisieren im Hinblick auf ein anderes räumlich-zeitliches Merkmal durchführen. Bei einer Mehrzahl von ML-Computermodellen, die mit den räumlich-zeitlichen Merkmalsdaten arbeiten, können die Ergebnisse jedes ML-Computermodells zu einer endgültigen Vektorausgabedarstellung zusammengefasst werden, und zwar durch eine Zusammenführungslogik, die die endgültige Vektorausgabedarstellung an ein anderes neuronales Netzwerk oder ein Modell für maschinelles Lernen ausgibt, das wie nachstehend beschrieben die Ausgabe für die nächste Stufe der BBDL-Pipeline erzeugt.

[0036] Es sei darauf hingewiesen, dass das Trainieren von ML-Computermodellen jeder Stufe der BBDL-Pipeline als Teil einer gesamten Trainingsoperation der gesamten BBDL-Pipeline durchgeführt werden kann und es daher nicht erforderlich ist, dass jedes einzelne Modell (oder „Teilmodell“) jeder Stufe vorab trainiert wird, auch wenn dies in einigen veranschaulichenden Ausführungsformen durchgeführt werden kann. So kann die BBDL-Pipeline (oder das „Modell“) in einer gesamten Trainingsoperation für die gesamte BBDL-Pipeline trainiert werden, was Trainieren der Computermodelle jeder Stufe (oder der „Teilmodelle“) umfasst. Es sei darauf hingewiesen, dass in einigen Ausführungsformen ein oder mehrere der ML-Computermodelle der Stufen oder die „Teilmodelle“ vortrainiert oder als Teil einer separaten, auf maschinelles Lernen gestützten Trainingsoperation trainiert werden können, falls dies gewünscht wird, und Trainingsdaten zum Trainieren des einzelnen ML-Computermodells oder „Teilmodells“ verfügbar sind. Zur verständlicheren Beschreibung werden die ML-Computermodelle in jeder Stufe der BBDL-Pipeline im Folgenden als ML-Computermodelle und nicht als „Teilmodelle“ bezeichnet, und die BBDL-Pipeline wird als BBDL-Pipeline und nicht als ML-Computermodell-BBDL-Pipeline bezeichnet. Es sei jedoch darauf hingewiesen, dass es sich bei der BBDL-Pipeline um ein umfassendes Computermodell mit verschiedenen Stufen handelt, wobei jede Stufe ein oder mehrere „Teilmodelle“ der gesamten ML-Computermodell-BBDL-Pipeline aufweist.

[0037] Die räumlich-zeitlichen Merkmalsdaten können als (Zeit x 2D)-Merkmalsmatrix oder als Karte dargestellt werden, die im Wesentlichen ein Bild bereitstellt, das durch Bildanalyse oder neuronale Netzwerke für Computervision oder andere Modelle für maschinelles Lernen zur Bild-/Computervisionsanalyse zum Erzeugen eines Ausgabevektors verarbeitet werden kann, der eine Kategorisierung des Eingabebildes darstellt. Zu Beispielen für Modelle für maschinelles Lernen zur Bild-/Computervisionsanalyse oder „Teilmodelle“ in den einzelnen Stufen des gesamten BBDL-Pipeline-Computermodells gehören AllConvNet, ResNet, Inception und Xception. Die Modelle für maschinelles Lernen zur Bild-/Computervisionsanalyse der veranschaulichenden Ausführungsformen werden in spezifischer Weise durch Prozesse für maschinelles Lernen trainiert, um räumlich-zeitliche Matrix- oder Kartendarstellungen im Hinblick auf bestimmte verhaltensbiometrische Kategorien zu klassifizieren oder zu kategorisieren. Die verschiedenen Kategorisierungen für die verschiedenen (Zeit x 2D)-Merkmalsmatrizen oder -Karten für die verschiedenen räumlich-zeitlichen Merkmale können kombiniert werden, um eine Vektordarstellung der Klassifizierungen der räumlich-zeitlichen Merkmale zu erzeugen, die in den Eingaben für den jeweiligen Zeitpunkt oder das jeweilige Zeitintervall vorhanden sind.

[0038] In einigen veranschaulichenden Ausführungsformen der vorliegenden Erfindung kann die letzte Logit-Schicht der Modelle für maschinelles Lernen zur Bild-/ Computervisionsanalyse nicht verwendet werden. Das heißt, in einem neuronalen Netzwerk erzeugt eine Schicht Merkmale, die dann von einer dichten Schicht verarbeitet werden, um einen Vektor mit der gleichen Dimension wie die Anzahl der Ausgabeklassen zu erzeugen. Diese wird als Logit-Schicht bezeichnet, und auf die von der Logik-Schicht erzeugte Ausgabe wird eine letzte Aktivierung angewendet, z.B. eine Softmax-Aktivierung. In einigen veranschaulichenden Ausführungsformen werden diese beiden letzten Schichten, d.h. die Logit- und die Aktivierungsschicht, nicht in der Bild-

/Computervisionsanalyse der veranschaulichenden Ausführungsformen verwendet, sodass die Eingabe in die Logit-Schicht als interne Darstellung eines Bildes für die nächste Stufe der BBDL-Pipeline verwendet wird.

[0039] Die zeitlichen Merkmale können als (Zeit x 1D)-Matrix oder -Karte dargestellt werden, die in ein oder mehrere zweite neuronale Netzwerke oder trainierte Computermodelle für maschinelles Lernen eingegeben werden können, die eine Vektorausgabe erzeugen, die eine Kategorisierung der zeitlichen Merkmale darstellt. In einigen veranschaulichenden Ausführungsformen kann es sich bei dem einen oder mehreren zweiten neuronalen Netzwerken oder den trainierten Computermodellen für maschinelles Lernen um ein oder mehrere trainierte, vollständig vernetzte neuronale Netzwerke oder andere neuronale Netzwerke mit dichter Schicht handeln. Das eine oder mehrere zweite neuronale Netzwerke oder die trainierten Computermodelle für maschinelles Lernen geben eine oder mehrere Vektordarstellungen der Klassifizierung der zeitlichen Merkmalseingaben für das Zeitintervall aus, die mit dem Modell für maschinelles Lernen zum Verarbeiten räumlich-zeitlicher Merkmale und anderer eingebetteter Merkmale für feste oder kategoriale Merkmale, d.h. nicht-zeitabhängige Merkmale, kombiniert werden können, um eine endgültige Vektorausgabe zu erzeugen, die in das neuronale Netzwerk oder Computermodell für maschinelles Lernen (im Folgenden als Modell für maschinelles Lernen (ML) der Hauptstufe bezeichnet) eingegeben wird, das eine Ausgabe für die nächste Stufe der BBDL-Pipeline erzeugt.

[0040] Es sei darauf hingewiesen, dass es sich bei der Ausgabe der Modelle jeder Stufe und somit jedes ML-Modells der Hauptstufe um interne Darstellungen handelt, die im Rahmen eines Trainierens der BBDL-Pipeline als Ganzes erlernt werden. Das heißt, da die BBDL-Pipeline zu klassifizieren versucht, ob zwei Eingabesitzungen vom selben Benutzer stammen, versuchen die Modelle jeder Stufe, Merkmale zu extrahieren, die das Eingabebild des Benutzers am besten darstellen können. Da es sich bei diesen Ausgaben der Computermodelle der Stufe um interne Darstellungen handelt, werden sie nicht explizit/separat trainiert, um bestimmte Merkmale zu erzeugen, sondern sie werden als Teil eines auf maschinelles Lernen gestützten Gesamttrainings der BBDL-Pipeline als Ganzes trainiert. Die Dimension der Ausgabe jedes ML-Modells der Hauptstufe ist ein Grad der räumlich-zeitlichen Eigenschaft der Entität (des Benutzers). Angenommen, Dimension 1 steht für eine räumlich-zeitliche Eigenschaft eines Benutzers, der mehrere aufeinanderfolgende schnelle Vergrößerungen und Verkleinerungen durchführt, um die Details eines Objekts auf einem Smartphone-Bildschirm zu betrachten (im Gegensatz zu einer einzelnen Vergrößerung), während Dimension 2 eine Eigenschaft für eine einzelne Vergrößerung darstellt. In beiden Dimensionen bedeutet 1, dass derjenige, der diese Eingabe durchführt, diese Eigenschaft hat, und 0 bedeutet, dass er sie nicht hat. Die BBDL-Pipeline sammelt die erkannten Eigenschaften der ML-Modelle der Hauptstufe in einem Zeitfenster. So kann beispielsweise ein erstes ML-Modell der Hauptstufe ein Vergrößern, ein zweites ML-Modell der Hauptstufe ein Verkleinern, ein drittes ML-Modell der Hauptstufe ein weiteres Vergrößern und ein viertes ML-Modell der Hauptstufe ein Verkleinern erkennen. Da dieses Erkennen durch die verschiedenen Stufen der BBDL-Pipeline in dem Zeitfenster gesammelt wird, stellt die BBDL-Pipeline fest, dass die Dimension 1 den Wert 1 haben sollte (kein einzelnes Vergrößerungsmerkmal).

[0041] In einer veranschaulichenden Ausführungsform empfängt das ML-Modell der Hauptstufe für eine erste Stufe der BBDL-Pipeline als Eingabe ein Einbetten der Informationen über die Einheit und/oder andere feste oder kategoriale Informationen, die nicht bei jedem Zeitschritt bereitgestellt werden. Für nachfolgende Stufen der BBDL-Pipeline wird das ML-Modell der Hauptstufe der vorherigen Stufe mit dem ML-Modell der Hauptstufe der nächsten Stufe verbunden und stellt seine Ausgabe als Eingabe für das ML-Modell der Hauptstufe der nächsten Stufe bereit. In einer veranschaulichenden Ausführungsform kann es sich bei dem ML-Modell der Hauptstufe jeder der Stufen der BBDL-Pipeline um ein rekurrentes neuronales Netzwerk (RNN) handeln, z.B. ein RNN mit langem Kurzzeitgedächtnis (Long Short-Term Memory - LSTM).

[0042] Auf jeder Stufe der BBDL-Pipeline führen die ML-Modelle der entsprechenden Stufe wie oben beschrieben ähnliche Funktionen durch, jedoch für die besonderen räumlich-zeitlichen, zeitlichen und anderen festen/kategorialen Merkmale des entsprechenden Zeitpunkts oder Zeitintervalls. Der resultierende Ausgabevektor der ML-Modelle der Stufe wird mit der Eingabe des ML-Modells der Hauptstufe der vorherigen Stufe im ML-Modell der aktuellen Stufe als Merkmalseingaben kombiniert, die dann vom ML-Modell der Hauptstufe dieser Stufe verarbeitet werden, um eine Vektorausgabe zu erzeugen, die in das ML-Modell der Hauptstufe der nächsten Stufe eingegeben wird. Dieser Prozess setzt sich bis zu einer letzten Stufe der BBDL-Pipeline fort, die dann einen Ausgabevektor K erzeugt, der die Benutzereingabe in einem Zeitfenster in Bezug auf räumlich-zeitliche, zeitliche und feste/kategoriale Eingaben darstellt. Der Wert „K“ steht für die Anzahl der in dem Ausgabevektor enthaltenen Werte, die Eigenschaften der Benutzereingabe darstellen. Dieser Ausgabevektor K ist einzigartig für die verhaltensbiometrischen Merkmale des jeweiligen

Benutzers und kann somit zum Authentifizieren des Benutzers verwendet werden.

[0043] In einer veranschaulichenden Ausführungsform kann das Trainieren der Modelle für maschinelles Lernen der Stufen der BBDL-Pipeline mit jedem geeigneten Prozess für maschinelles Lernen durchgeführt werden, z.B. mit überwachten oder nichtüberwachten Prozessen für maschinelles Lernen. Es sei darauf hingewiesen, dass die BBDL-Pipeline zwar eine Mehrzahl von Modellen für maschinelles Lernen verschiedener Stufen aufweist, das Trainieren der auf maschinelles Lernen gestützten BBDL-Pipeline jedoch im Hinblick auf die BBDL-Pipeline als Ganzes durchgeführt wird.

[0044] Im Allgemeinen geht es beim maschinellen Lernen um das Ausgestalten und Entwickeln von Techniken, die als Eingabe empirische Daten (z.B. Netzwerkstatistiken und Leistungsindikatoren) heranziehen und komplexe Muster in diesen Daten erkennen. Ein Muster unter den Techniken für maschinelles Lernen ist die Verwendung eines zugrunde liegenden Modells M, dessen Parameter optimiert werden, um die Kostenfunktion, die M zugehörig ist, bei den gegebenen Eingabedaten zu minimieren. Im Rahmen einer binären Klassifizierung kann es sich bei dem Modell M beispielsweise um eine gerade Linie handeln, die die Daten in zwei Klassen (z.B. Kennzeichnungen) aufteilt, sodass M=a*x+b*y+c ist und die Kostenfunktion die Anzahl der falsch klassifizierten Punkte wäre. Im Lernprozess werden dann die Parameter a, b, c funktionsmäßig so angepasst, dass die Anzahl der falsch klassifizierten Punkte minimal ist. Nach dieser Optimierungsphase (oder Lernphase) kann das Modell M verwendet werden, um neue Datenpunkte zu klassifizieren. Natürlich ist dies ein einfaches Beispiel für eine binäre Klassifizierung, und andere Modelle, die eine Klassifizierung in mehr als zwei Klassen durchführen, verwenden andere ähnliche Techniken.

[0045] In den veranschaulichenden Ausführungsformen umfasst der Prozess für maschinelles Lernen im Allgemeinen Lernen, wie die Verhaltensbiometrie eines bestimmten Benutzers in Bezug auf die räumlich-zeitlichen Merkmale, zeitlichen Merkmale und festen/kategorialen Merkmale seiner Benutzereingabe dargestellt werden kann. Der Prozess für maschinelles Lernen umfasst im Allgemeinen, dass für jede Iteration jeder Epoche des Trainings für maschinelles Lernen ein Paar von Benutzersitzungsinformationen abgerufen wird, die Benutzereingaben über einen bestimmten Zeitraum oder in einem bestimmten Zeitfenster darstellen. Das Paar von Benutzersitzungsinformationen umfasst einen ersten Satz von Sitzungsinformationen, der dem Zielbenutzer entspricht. Die zweiten Sitzungsinformationen des Paares können von demselben oder einem anderen Benutzer stammen. Für die zweiten Sitzungsinformationen werden entsprechende Kennzeichnungsinformationen abgerufen, die angeben, ob es sich um denselben oder einen anderen Benutzer handelt. Die ersten und die zweiten Sitzungsinformationen werden jeweils separat von der BBDL-Pipeline verarbeitet, um entsprechende K-dimensionale Ausgabevektoren zu erzeugen. Der K-dimensionale Ausgabevektor für die ersten Sitzungsinformationen wird mit dem K-dimensionalen Ausgabevektor für die zweiten Sitzungsinformationen verglichen, um zu ermitteln, ob die Sitzungsinformationen von der BBDL-Pipeline als von demselben oder von verschiedenen Benutzern stammend klassifiziert wird, d.h., ob die Sitzungsinformationen für beide Sitzungen als hinlänglich ähnlich eingestuft werden, um den gleichen Benutzer zu repräsentieren.

[0046] Dieses Ergebnis kann dann mit der Kennzeichnung der zweiten Sitzungsinformationen verglichen werden, um zu ermitteln, ob die zweiten Sitzungsinformationen tatsächlich von demselben oder einem anderen Benutzer stammen. Wenn das Ähnlichkeitsergebnis auf der Grundlage der Kennzeichnung der zweiten Sitzungsinformationen negativ ist, werden die Betriebsparameter der Modelle für maschinelles Lernen angepasst, um Fehler in den vom BBDL-Modell erzeugten K-Werten zu verringern. Das heißt, wenn der Ähnlichkeitsvergleich ergibt, dass es sich in beiden Sitzungen um denselben Benutzer handelt und dieser nicht derselbe ist wie in der Kennzeichnung der zweiten Sitzungsinformationen angegeben, werden die Betriebsparameter der Modelle für maschinelles Lernen so angepasst, dass die erzeugten K-Werte für verschiedene Benutzer unterschiedlich sind. Das heißt, wenn der Ähnlichkeitsvergleich ergibt, dass es sich in beiden Sitzungen nicht um dieselben Benutzer handelt und diese dieselben sind wie in der Kennzeichnung der zweiten Sitzungsinformationen angegeben, werden die Betriebsparameter der Modelle für maschinelles Lernen so angepasst, dass die erzeugten K-Werte für verschiedene Sitzungen mit demselben Benutzer ähnlicher sind. Wenn der Ähnlichkeitsvergleich ergibt, dass es sich in beiden Sitzungen um identische Benutzer handelt und diese auch dieselben sind wie in der Kennzeichnung der zweiten Sitzungsinformationen angegeben, müssen keine Anpassungen vorgenommen werden. Es sei darauf hingewiesen, dass dieser Prozess für verschiedene zweite Benutzersitzungsinformationen für dieselben und/oder unterschiedliche Benutzer, wie sie z.B. in Trainingsdaten zum Trainieren der Modelle für maschinelles Lernen der BBDL-Pipeline bereitgestellt werden können, wiederholt wird.

[0047] Sobald die BBDL-Pipeline trainiert ist, kann sie auf einer oder mehreren Benutzersitzungen des Zielbenutzers ausgeführt werden, um ein Profil eines

berechtigten Benutzers zu erzeugen, das einen oder mehrere K-Wert-Ausgaben der BBDL-Pipeline speichert, die Benutzereingaben des berechtigten Benutzers für die spezifische Einheit darstellen. Beispielsweise können die historischen Sitzungsinformationen eines Benutzers für eine Mehrzahl von Benutzersitzungen abgerufen werden, und jede dieser Sitzungen kann von der BBDL-Pipeline verarbeitet werden, um K-dimensionale Ausgabevektoren für jede Sitzung zu erzeugen, die im Benutzerprofil gespeichert werden. Bei dieser Gruppe von Benutzersitzungen, d.h. die historischen Benutzersitzungen, kann es sich um einen ständig aktualisierten Satz von historischen Benutzersitzungen handeln, z.B. können die letzten 10 Sitzungen vorgehalten werden, und das entsprechende Benutzerprofil kann dynamisch aktualisiert werden, wenn neue Sitzungen mit dem Benutzer stattfinden. Das heißt, für jede nachfolgende Benutzersitzung führt die BBDL-Pipeline die Eingabedaten der Benutzersitzung aus, um einen entsprechenden K-dimensionalen Ausgabevektor zu erzeugen, der dann verwendet wird, um den ältesten K-dimensionalen Ausgabevektoreintrag im Benutzerprofil zu ersetzen. Auf diese Weise wird ein dynamisches Benutzerprofil für den berechtigten Benutzer aufrechterhalten.

[0048] Ob neue Benutzereingabeinformationen für eine neue Sitzung tatsächlich vom berechtigten Benutzer stammen, kann auf ähnliche Weise wie zuvor im Hinblick auf das Trainieren der BBDL-Pipeline beschrieben ermittelt werden, indem ermittelt wird, ob der K-dimensionale Ausgabevektor für die neuen Benutzereingabeinformationen den im Profil eines berechtigten Benutzers gespeicherten K-dimensionalen Ausgabevektorinformationen hinlänglich ähnlich ist, wobei „hinlänglich ähnlich“ in Bezug auf einen vorgegebenen Schwellenwert ermittelt werden kann, der einen akzeptablen Unterschied angibt und gleichzeitig anzeigt, dass die beiden K-dimensionalen Ausgabevektoren für denselben Benutzer (Entität) repräsentativ sind. Als Reaktion auf das Vergleichen des Benutzerprofils mit dem K-dimensionalen Ausgabevektor für die neuen Benutzereingabeinformationen, bei dem festgestellt wird, dass die Informationen nicht hinlänglich ähnlich sind, wird dem Benutzer der Zugriff auf Datenverarbeitungsressourcen, physische Einrichtungen oder andere Ressourcen verweigert, die durch die verhaltensbiometrischen Authentifizierungsmechanismen der veranschaulichenden Ausführungsformen geschützt sind. Wird darüber hinaus während des Laufzeitbetriebs festgestellt, dass die neuen Benutzerinformationen für die neue Sitzung von dem berechtigten Benutzer stammen, kann dies nicht nur dazu führen, dass der Zugriff auf die geschützten Ressourcen erlaubt wird, sondern auch dazu, dass eine Aktualisierungssteuerkomponente veranlasst wird, das Benutzerprofil mit dem K-dimensionalen Ausgabevektor für diese neue Sitzung zu aktualisieren, z.B. durch Ersetzen eines ältesten K-dimensionalen Ausgabevektoreintrags im Benutzerprofil, wenn eine vorgegebene Anzahl von K-dimensionalen Ausgabevektoreinträgen im Benutzerprofil vorhanden ist.

[0049] Somit stellen die veranschaulichenden Ausführungsformen Mechanismen zum Implementieren eines räumlich-zeitlichen Mechanismus für tiefes Lernen für die Verhaltensbiometrie bereit. Die veranschaulichenden Ausführungsformen stellen eine Pipeline von Stufen bereit, die einen Satz von Modellen für maschinelles Lernen für jede Stufe aufweist, die Eingabedaten für entsprechende Zeitpunkte oder Zeitintervalle im Hinblick auf räumlich-zeitliche Merkmale, zeitliche Merkmale und feste/kategoriale Merkmale klassifizieren oder kategorisieren. In einigen veranschaulichenden Ausführungsformen werden die räumlich-zeitlichen Merkmale als Bilddaten wiedergegeben, die dann von trainierten Modellen für maschinelles Lernen zur Bildanalyse oder Computervisionsanalyse verarbeitet werden, während zeitliche Merkmale durch ein Modell für maschinelles Lernen verarbeitet werden, das vollständig vernetzt ist und/oder auf einer dichten Schicht beruht. Stufen der Pipeline verarbeiten die Eingabedaten des Benutzers für ihren jeweiligen Zeitpunkt oder ihr jeweiliges Zeitintervall sowie die Ausgabe der vorhergehenden Stufe in der Pipeline, um schließlich einen K-dimensionalen Ausgabevektor zu erzeugen, der die Verhaltensbiometrie der Benutzereingabe in dem von der Pipeline verarbeiteten Zeitfenster oder der Zeitspanne darstellt. Dies kann zum Erzeugen eines Benutzerprofils verwendet werden, das anschließend bei nachfolgenden Benutzersitzungen verwendet werden kann, um den Benutzer zu authentifizieren.

[0050] Bevor die Beschreibung der verschiedenen Aspekte der veranschaulichenden Ausführungsformen und der verbesserten Computeroperationen, die von den veranschaulichenden Ausführungsformen durchgeführt werden, fortgesetzt wird, sei zunächst darauf hingewiesen, dass der Begriff „Mechanismus“ in dieser Beschreibung verwendet wird, um Elemente der vorliegenden Erfindung zu bezeichnen, die verschiedene Operationen, Funktionen und Ähnliches durchführen. Bei einem „Mechanismus“, wie der Begriff hier verwendet wird, kann es sich um eine Implementierung der Funktionen oder Aspekte der veranschaulichenden Ausführungsformen in Form einer Vorrichtung, eines Verfahrens oder eines Computerprogrammprodukts handeln. Im Fall eines Verfahrens wird das Verfahren durch eine oder mehrere Einheiten, Vorrichtungen, Computer, Datenverarbeitungssysteme oder Ähnliches implementiert. Im Fall eines Computerprogrammprodukts wird die Logik, die durch Computercode oder Anweisungen dargestellt wird, die in oder auf dem Computerprogrammprodukt ausgeführt werden,

durch eine oder mehrere Hardware-Einheiten ausgeführt, um die Funktionalität zu implementieren oder die Operationen durchzuführen, die dem spezifischen „Mechanismus“ zugehörig sind. Somit können die hier beschriebenen Mechanismen als spezialisierte Hardware, als Software, die auf der Hardware ausgeführt wird, um dadurch die Hardware so zu konfigurieren, dass sie die spezialisierte Funktionalität der vorliegenden Erfindung implementiert, die die Hardware sonst nicht ausführen könnte, als Softwareanweisungen, die auf einem Medium gespeichert sind, sodass die Anweisungen ohne Weiteres von der Hardware ausgeführt werden können, um dadurch die Hardware in spezifischer Weise so zu konfigurieren, dass sie die genannte Funktionalität und die hier beschriebenen spezifischen Computeroperationen ausführt, und als Prozedur oder Verfahren zum Ausführen der Funktionen oder als Kombination der oben genannten Möglichkeiten implementiert werden.

[0051] In der vorliegenden Beschreibung und den Ansprüchen können Begriffe wie „ein/eine“, „mindestens ein/eine“ und „ein/eine oder mehrere“ mit Bezug auf bestimmte Merkmale und Elemente der veranschaulichenden Ausführungsformen verwendet werden. Diese Begriffe und Ausdrücke sollen darauf hinweisen, dass mindestens eines der besonderen Merkmale oder Elemente in der besonderen veranschaulichenden Ausführungsform vorhanden ist, dass jedoch auch mehr als eines vorhanden sein kann. Diese Begriffe/Ausdrücke sollen daher die Beschreibung oder Ansprüche nicht auf ein einzelnes vorhandenes Merkmal/Element beschränken oder darauf hinweisen, dass eine Mehrzahl dieser Merkmale/Elemente vorhanden sein muss. Diese Begriffe/Ausdrücke weisen im Gegenteil darauf hin, dass nur mindestens ein einzelnes Merkmal/Element vorhanden sein muss, und dass eine Mehrzahl dieser Merkmale/Elemente im Anwendungsbereich der Beschreibung und Ansprüche liegen kann.

[0052] Darüber hinaus ist darauf hinzuweisen, dass der Begriff „Steuerkomponente“, sofern er hier zum Beschreiben von Ausführungsformen und Merkmalen der Erfindung verwendet wird, keineswegs eine bestimmte Implementierung zum Ausführen und/oder Durchführen der Maßnahmen, Schritte, Prozesse usw. beschränken soll, die der Steuerkomponente zugeordnet werden können und/oder die von der Steuerkomponente durchgeführt werden. Bei einer Steuerkomponenten kann es sich um Software, Hardware und/oder Firmware oder eine Kombination davon handeln, ohne auf diese beschränkt zu sein, die die angegebenen Funktionen durchführt, zu denen die Verwendung eines allgemeinen und/oder speziellen Prozessors in Verbindung mit geeigneter Software gehört, ohne darauf beschränkt zu sein, die in einen maschinenlesbaren Speicher geladen oder in einem solchen Speicher gespeichert wird und von dem Prozessor ausgeführt wird. Sofern nichts anderes angegeben ist, dient eine Bezeichnung in Verbindung mit einer bestimmten Steuerkomponente ferner zum Zwecke einer einfacheren Bezugnahme und soll eine spezifische Implementierung nicht beschränken. Jede Funktionalität, die einer Steuerkomponente zugeordnet ist, kann darüber hinaus auch von mehreren Steuerkomponenten durchgeführt werden, in die Funktionalität anderer Steuerkomponenten desselben oder anderen Typs integriert sein und/oder mit der Funktionalität anderer Steuerkomponenten desselben oder anderen Typs verbunden sein oder über eine oder mehrere Steuerkomponenten verschiedener Konfigurationen verteilt sein.

[0053] Ferner sei darauf hingewiesen, dass in der folgenden Beschreibung eine Mehrzahl verschiedener Beispiele für verschiedene Elemente der veranschaulichenden Ausführungsformen verwendet wird, um beispielhafte Implementierungen der veranschaulichenden Ausführungsformen besser darzustellen und zum Verständnis der Mechanismen der veranschaulichenden Ausführungsformen beizutragen. Diese als nicht beschränkend gedachten Beispiele sind nicht erschöpfend in Bezug auf die verschiedenen Möglichkeiten zum Implementieren der Mechanismen der veranschaulichenden Ausführungsformen. Für Fachleute ist mit Blick auf die vorliegende Beschreibung offensichtlich, dass es noch viele andere Implementierungen für diese verschiedenen Elemente gibt, die zusätzlich zu oder als Ersatz für die hier bereitgestellten Beispiele verwendet werden können, ohne vom Anwendungsbereich der vorliegenden Erfindung abzuweichen.

[0054] Bei der vorliegenden Erfindung kann es sich um ein System, ein Verfahren und/oder ein Computerprogrammprodukt handeln. Das Computerprogrammprodukt kann (ein) durch einen Computer lesbare(s) Speichermedium (oder-medien) umfassen, auf dem/denen durch einen Computer lesbare Programmanweisungen gespeichert ist/sind, um einen Prozessor dazu zu veranlassen, Aspekte der vorliegenden Erfindung auszuführen.

[0055] Bei dem durch einen Computer lesbaren Speichermedium kann es sich um eine physische Einheit handeln, die Anweisungen zur Verwendung durch eine Einheit zur Ausführung von Anweisungen behalten und speichern kann. Bei dem durch einen Computer lesbaren Speichermedium kann es sich zum Beispiel um eine elektronische Speichereinheit, eine magnetische Speichereinheit, eine optische Speichereinheit, eine elektromagnetische Speichereinheit, eine Halbleiterspeichereinheit oder jede geeignete Kombination daraus handeln, ohne auf diese beschränkt zu sein. Zu einer nicht erschöpfenden Liste spezifischerer Beispiele des durch einen Computer lesbaren Speichermediums gehören die Folgenden: eine tragbare Computerdiskette, eine

Festplatte, ein Direktzugriffsspeicher (RAM), ein Nur-Lese-Speicher (ROM), ein löschbarer programmierbarer Nur-Lese-Speicher (EPROM bzw. Flash-Speicher), ein statischer Direktzugriffsspeicher (SRAM), ein tragbarer Kompaktspeicherplatte-Nur-Lese-Speicher (CD-ROM), eine DVD (digital versatile disc), ein Speicher-Stick, eine Diskette, eine mechanisch codierte Einheit wie zum Beispiel Lochkarten oder gehobene Strukturen in einer Rille, auf denen Anweisungen gespeichert sind, und jede geeignete Kombination daraus. Ein durch einen Computer lesbares Speichermedium soll in der Verwendung hier nicht als flüchtige Signale an sich aufgefasst werden, wie zum Beispiel Funkwellen oder andere sich frei ausbreitende elektromagnetische Wellen, elektromagnetische Wellen, die sich durch einen Wellenleiter oder ein anderes Übertragungsmedium ausbreiten (z.B. Lichtwellenleiterkabel durchlaufende Lichtimpulse) oder durch einen Draht übertragene elektrische Signale.

[0056] Hier beschriebene, durch einen Computer lesbare Programmanweisungen können von einem durch einen Computer lesbaren Speichermedium auf jeweilige Datenverarbeitungs-/Verarbeitungseinheiten oder über ein Netzwerk wie zum Beispiel das Internet, ein lokales Netzwerk, ein Weitverkehrsnetzwerk und/oder ein drahtloses Netzwerk auf einen externen Computer oder eine externe Speichereinheit heruntergeladen werden. Das Netzwerk kann Kupferübertragungskabel, Lichtwellenübertragungsleiter, drahtlose Übertragung, Router, Firewalls, Vermittlungseinheiten, Gateway-Computer und/oder Edge-Server aufweisen. Eine Netzwerkadapterkarte oder Netzwerkschnittstelle in jeder Datenverarbeitungs-/Verarbeitungseinheit empfängt durch einen Computer lesbare Programmanweisungen aus dem Netzwerk und leitet die durch einen Computer lesbaren Programmanweisungen zur Speicherung in einem durch einen Computer lesbaren Speichermedium innerhalb der entsprechenden Datenverarbeitungs-/Verarbeitungseinheit weiter.

[0057] Bei durch einen Computer lesbaren Programmanweisungen zum Ausführen von Arbeitsschritten der vorliegenden Erfindung kann es sich um Assembler-Anweisungen, ISA-Anweisungen (Instruction-Set-Architecture), Maschinenanweisungen, maschinenabhängige Anweisungen, Mikrocode, Firmware-Anweisungen, zustandssetzende Daten oder entweder Quellcode oder Objektcode handeln, die in einer beliebigen Kombination aus einer oder mehreren Programmiersprachen geschrieben werden, darunter objektorientierte Programmiersprachen wie Smalltalk, C++ o.ä. sowie herkömmliche prozedurale Programmiersprachen wie die Programmiersprache „C“ oder ähnliche Programmiersprachen. Die durch einen Computer lesbaren Programmanweisungen können vollständig auf dem Computer des Benutzers, teilweise auf dem Computer des Benutzers, als eigenständiges Software-Paket, teilweise auf dem Computer des Benutzers und teilweise auf einem entfernt angeordneten Computer oder vollständig auf dem entfernt angeordneten Computer oder Server ausgeführt werden. In letzterem Fall kann der entfernt angeordnete Computer mit dem Computer des Benutzers durch eine beliebige Art Netzwerk verbunden sein, darunter ein lokales Netzwerk (LAN) oder ein Weitverkehrsnetzwerk (WAN), oder die Verbindung kann mit einem externen Computer hergestellt werden (zum Beispiel über das Internet unter Verwendung eines Internet-Dienstanbieters). In einigen Ausführungsformen können elektronische Schaltungen, darunter zum Beispiel programmierbare Logikschaltungen, vor Ort programmierbare Gatter-Anordnungen (FPGA, field programmable gate arrays) oder programmierbare Logikanordnungen (PLA, programmable logic arrays) die durch einen Computer lesbaren Programmanweisungen ausführen, indem sie Zustandsinformationen der durch einen Computer lesbaren Programmanweisungen nutzen, um die elektronischen Schaltungen zu personalisieren, um Aspekte der vorliegenden Erfindung durchzuführen.

[0058] Aspekte der vorliegenden Erfindung sind hier unter Bezugnahme auf Ablaufpläne und/oder Blockschaubilder von Verfahren, Vorrichtungen (Systemen) und Computerprogrammprodukten gemäß Ausführungsformen der Erfindung beschrieben. Es wird darauf hingewiesen, dass jeder Block der Ablaufpläne und/oder der Blockschaubilder sowie Kombinationen von Blöcken in den Ablaufplänen und/oder den Blockschaubildern mittels durch einen Computer lesbare Programmanweisungen ausgeführt werden können.

[0059] Diese durch einen Computer lesbaren Programmanweisungen können einem Prozessor eines Computers oder einer anderen programmierbaren Datenverarbeitungsvorrichtung bereitgestellt werden, um eine Maschine zu erzeugen, sodass die über den Prozessor des Computers bzw. der anderen programmierbaren Datenverarbeitungsvorrichtung ausgeführten Anweisungen ein Mittel zur Umsetzung der in dem Block bzw. den Blöcken der Ablaufpläne und/oder der Blockschaubilder festgelegten Funktionen/Schritte erzeugen. Diese durch einen Computer lesbaren Programmanweisungen können auch auf einem durch einen Computer lesbaren Speichermedium gespeichert sein, das einen Computer, eine programmierbare Datenverarbeitungsvorrichtung und/oder andere Einheiten so steuern kann, dass sie auf eine bestimmte Art funktionieren, sodass das durch einen Computer lesbare Speichermedium, auf dem Anweisungen gespeichert sind, einen Herstellungsartikel aufweist, darunter Anweisungen, welche Aspekte der/des in dem Block bzw. den Blöcken des Ablaufplans und/oder

der Blockschaubilder angegebenen Funktion/Schritts umsetzen.

[0060] Die durch einen Computer lesbaren Programmanweisungen können auch auf einen Computer, eine andere programmierbare Datenverarbeitungsvorrichtung oder eine andere Einheit geladen werden, um das Ausführen einer Reihe von Prozessschritten auf dem Computer bzw. der anderen programmierbaren Vorrichtung oder anderen Einheit zu verursachen, um einen auf einem Computer ausgeführten Prozess zu erzeugen, sodass die auf dem Computer, einer anderen programmierbaren Vorrichtung oder einer anderen Einheit ausgeführten Anweisungen die in dem Block bzw. den Blöcken der Ablaufpläne und/oder der Blockschaubilder festgelegten Funktionen/Schritte umsetzen.

[0061] Die Ablaufpläne und die Blockschaubilder in den Figuren veranschaulichen die Architektur, die Funktionalität und den Betrieb möglicher Ausführungen von Systemen, Verfahren und Computerprogrammprodukten gemäß verschiedenen Ausführungsformen der vorliegenden Erfindung. In diesem Zusammenhang kann jeder Block in den Ablaufplänen oder Blockschaubildern ein Modul, ein Segment oder einen Teil von Anweisungen darstellen, die eine oder mehrere ausführbare Anweisungen zur Ausführung der bestimmten logischen Funktion(en) aufweisen. In einigen alternativen Implementierungen können die in dem Block angegebenen Funktionen in einer anderen Reihenfolge als in den Figuren gezeigt stattfinden. Zwei nacheinander gezeigte Blöcke können zum Beispiel in Wirklichkeit im Wesentlichen gleichzeitig ausgeführt werden, oder die Blöcke können manchmal je nach entsprechender Funktionalität in umgekehrter Reihenfolge ausgeführt werden. Es ist ferner anzumerken, dass jeder Block der Blockschaubilder und/oder der Ablaufpläne sowie Kombinationen aus Blöcken in den Blockschaubildern und/oder den Ablaufplänen durch spezielle auf Hardware beruhende Systeme umgesetzt werden können, welche die festgelegten Funktionen oder Schritte durchführen, oder Kombinationen aus Spezial-Hardware und Computeranweisungen ausführen.

[0062] Wie vorstehend erwähnt, stellen die Mechanismen der veranschaulichenden Ausführungsformen eine Pipeline für tiefes Lernen für die Verhaltensbiometrie (BBDL) bereit, die eine Mehrzahl von Stufen von Computermodellen für maschinelles Lernen aufweist, die Eingabedaten in Bezug auf räumlich-zeitliche Merkmale, zeitliche Merkmale und feste/kategoriale Merkmale in verschiedenen Zeitschritten oder Zeitintervallen eines Zeitfensters verarbeiten, um dadurch die Eingabedaten als Vektordarstellung zu charakterisieren, die zum Erzeugen eines Benutzerprofils und/oder zum Vergleichen mit einem Benutzerprofil verwendet werden kann, um einen Benutzer zu authentifizieren. Die BBDL-Pipeline weist einen Datenvorprozessor auf, der verhaltensbiometrische Rohdaten aufnimmt und die Daten in ein Format umwandelt, das von den Modellen für maschinelles Lernen der Stufen der BBDL-Pipeline verwendet werden kann. Der Vorprozessor wandelt beispielsweise die in den Eingaberohdaten vorhandenen räumlich-zeitlichen Merkmale in (Zeit x 2D)-Merkmalsmatrizen oder -Karten um. Der Vorprozessor wandelt auch die zeitlichen Merkmale der Eingaberohdaten in (Zeit x 1D)-Merkmalsmatrizen oder -Karten um. Darüber hinaus kann der Vorprozessor selbst oder in Verbindung mit einer separaten Einbettungssteuerkomponente feste/kategoriale Eingabedaten in eine Vektordarstellung eingebetteter Werte zum Verwenden mit den Ausgaben der anderen Modelle für maschinelles Lernen der entsprechenden Logikstufe der BBDL-Pipeline einbetten.

[0063] Die **Fig.** 1A bis **Fig.** 1D stellen beispielhafte Diagramme von räumlich-zeitlichen Merkmalen dar, die gemäß einer veranschaulichenden Ausführungsform zum Authentifizieren von Benutzern verwendet werden können. Die Diagramme dieser räumlich-zeitlichen Merkmale werden in diesen Beispielen als (Zeit x 2D)-Merkmalsdiagramme bezeichnet und stellen die zweidimensionalen verhaltensbiometrischen Merkmale der Benutzereingabe im Zeitverlauf dar. Jedes (Zeit x 2D)-Merkmalsdiagramm in den **Fig.** 1A bis **Fig.** 1D weist eine zeitliche Dimension entlang der horizontalen Achse auf, wobei die zweidimensionalen (2D) Merkmale des räumlich-zeitlichen Merkmals als ein Punkt entlang der vertikalen Achse dargestellt werden, der ein erstes Merkmal darstellt, und als eine Schattierung oder Farbe, die das andere Merkmal der 2D-Merkmale darstellt. Die speziell dargestellten 2D-Merkmale hängen von dem jeweiligen räumlich-zeitlichen Merkmal ab, das dargestellt wird. Wie aus den **Fig.** 1A bis **Fig.** 1D hervorgeht, ergibt das Diagramm der Ergebnisse des räumlich-zeitlichen Merkmals ein Bild, das das räumlich-zeitliche Merkmal im Zeitverlauf darstellt.

[0064] In den dargestellten (Zeit x 2D)-Merkmalsdiagrammen der **Fig.** 1A bis **Fig.** 1D sind räumlich-zeitliche Merkmale dargestellt, die einer Benutzereingabe durch Wischen auf einem Touchscreen einer vom Benutzer bedienten Einheit wie einem Smartphone, einer Tablet-Datenverarbeitungseinheit oder Ähnlichem zugehörig sind. **Fig.** 1A ist eine zeitliche Abfolge eines (Zeit x 2D)-Merkmalsdiagramms für die Benutzereingabe durch Wischen. Die x- und y-Achsen entsprechen den (x, y)-Koordinaten auf dem Touchscreen der vom Benutzer bedienten Einheit und stellen somit ein 2D-Diagramm dar. Jedes Diagramm stellt die Eingabe des Benutzers zu einem bestimmten Zeitpunkt oder in einem bestimmten Zeitintervall dar. Schattierungen der Pixel im 2D-Merkmalsdiagramm stellen einen Wert eines Merkmals an der jeweiligen Koordinate dar, wobei die

jeweiligen Werte und Wertbedeutungen von dem jeweiligen dargestellten Merkmal abhängen, z.B. kann es sich bei einer booleschen Berührung um eine 1 oder eine 0 (dargestellt durch zwei verschiedene Farben) an einer bestimmten Koordinate handeln, eine Geschwindigkeit kann eine reelle Zahl sein, die durch verschiedene Schattierungen in einem Spektrum möglicher Schattierungen (z.B. von weiß bis schwarz) dargestellt wird, usw.

[0065] Das (Zeit x 2D)-Merkmalsdiagramm in **Fig.** 1B stellt die 2D-Merkmale einer Wischfläche in Abhängigkeit von der Zeit dar. Im Diagramm von **Fig.** 1B kann es sich bei den 2D-Merkmalen um einen Wert handeln, der den Bereich oder die Fläche von Pixeln um ein gegebenes Pixel angibt, der/die vom Benutzer zu einem bestimmten Zeitpunkt oder in einem bestimmten Zeitintervall berührt wird.

[0066] Das (Zeit x 2D)-Merkmalsdiagramm in **Fig.** 1C stellt die 2D-Merkmale einer Wischgeschwindigkeit in Abhängigkeit von der Zeit dar. Im Diagramm von **Fig.** 1C können die 2D-Merkmale die Wischgeschwindigkeit als x-Komponente der Geschwindigkeit umfassen, während ein anderes Diagramm (nicht dargestellt) eine y-Komponente der Geschwindigkeit darstellen kann. Die Schattierung im Diagramm kann positive/negative Werte darstellen, wobei sich die Vorzeichen auf die jeweilige Achse beziehen. In der abgebildeten Figur zeigt die Schattierung von Pixeln an, dass die linke Hälfte der Bewegung von links nach rechts verläuft (positive Richtung in Bezug auf die x-Achse) und die rechte Hälfte von rechts nach links (negative Richtung in Bezug auf die x-Achse). Die dargestellte Bewegung ist demnach eine Bewegung beim Zusammen- oder Auseinanderführen der Finger, z.B. wenn ein Benutzer versucht, etwas auf einem Touchscreen zu verkleinern. In ähnlicher Weise stellt das (Zeit x 2D)-Merkmalsdiagramm in **Fig.** 1D die 2D-Merkmale einer Wischbeschleunigung in Abhängigkeit von der Zeit dar.

[0067] Die Sensorrohdaten werden dem Vorprozessor als Eingaberohdaten bereitgestellt, der Operationen durchführt, um die räumlich-zeitlichen Merkmale in die (Zeit x 2D)-Matrizen oder -Karten umzuwandeln, bei denen es sich um Bilder handelt, die die einzelnen räumlich-zeitlichen Merkmale darstellen. Die vom Vorprozessor als Ergebnis seiner Matrix- oder Kartenerzeugung der (Zeit x 2D)-Merkmalsdiagramme erzeugten Bilddaten können dann in das/die Modell(e) für maschinelles Lernen zur Bildanalyse/-Computervision der entsprechenden Stufe der BBDL-Pipeline eingegeben werden. Es kann ein einzelnes ML-Modell für Bildanalyse/Computervision für jedes räumlich-zeitliche Merkmal geben oder ein einzelnes ML-Modell für Bildanalyse/Computervision, das Operationen für Bildanalyse/Computervision für eine Mehrzahl von räumlich-zeitlichen Merkmalsmatrizen/Karten durchführt.

[0068] Darüber hinaus kann der Vorprozessor wie bereits erwähnt auch die zeitlichen Merkmale in den Eingabedaten in (Zeit x 1D)-Merkmalsmatrizen oder -Karten umwandeln. Dabei handelt es sich um Merkmale in den Eingabedaten, die sich wie vorstehend erwähnt nicht in Bezug auf den (die) Eingabebereich (e) der Einheit ändern, z.B. in Bezug auf die Positionen des Touchscreens, jedoch in Bezug auf die Zeit. So kann eine (Zeit x 1D)-Merkmalsmatrix oder Karte verwendet werden, um diese zeitlichen Merkmale darzustellen, indem eine Zeit und ein eindimensionales Merkmal, d.h. ein Wert des entsprechenden zeitlichen Merkmals, in einem Diagramm dargestellt werden. **Fig.** 1E stellt ein beispielhaftes Diagramm von zeitlichen Merkmalen dar, die gemäß einer veranschaulichenden Ausführungsform zum Authentifizieren von Benutzern verwendet werden können. Auch hier stellt die horizontale Achse die Zeit dar, während die vertikale Achse den Wert der zeitlichen Merkmale darstellt, z.B. eine x-Achse einer Beschleunigungssensoraufzeichnung. Der gestrichelte Kasten stellt ein gleitendes Zeitfenster zum Erfassen der zeitlichen Merkmale dar. Die (Zeit x 1D)-Matrizen oder -Karten können in ein voll vernetztes oder auf einer dichten Schicht beruhendes Modell für maschinelles Lernen eingegeben werden, das einen Ausgangsvektor erzeugt, der das zeitliche Merkmal darstellt. Die Ausgabe des vollständig vernetzten, auf einer dichten Schicht beruhenden Modells für maschinelles Lernen kann mit der Ausgabe des (der) Modelle für maschinelles Lernen für Bildanalyse/Computervision und dem Einbetten der festen/kategorialen Eingabedaten kombiniert werden, um eine kombinierte Vektorausgabedarstellung der Benutzereingabe für den Zeitpunkt oder das Zeitintervall zu erzeugen, die dann dem ML-Modell der Hauptstufe als Eingabe zum Verarbeiten bereitgestellt werden kann.

[0069] **Fig.** 2 ist ein beispielhaftes Blockschaubild einer Pipeline für tiefes Lernen für die Verhaltensbiometrie (BBDL) gemäß einer veranschaulichenden Ausführungsform. Wie in **Fig.** 2 dargestellt und zuvor beschrieben, weist die BBDL-Pipeline 200 mehrere Stufen 210 bis 230 auf, wobei jede Stufe 210 bis 230 einen Satz von Modellen für maschinelles Lernen 212 bis 218, 222 bis 228 und 232 bis 238 aufweist, die räumlich-zeitliche Merkmale, zeitliche Merkmale und feste/kategoriale Merkmale für ein bestimmtes entsprechendes Zeitintervall auswerten, das einen oder mehrere Zeitpunkte aufweist, z.B. t, t +1, t+2 bis t+n, wobei n die Größe des Zeitfensters angibt, in dem räumlich-zeitliche Merkmalsmuster ausgewertet werden, um eine Verhaltensbiometrie für einen bestimmten Benutzer zu ermitteln. Demnach verfügt die BBDL-Pipeline 200 über n Stufen, wobei jede Stufe 210 bis 230 über eine Mehrzahl von trainierten Computermodellen für maschinelles

Lernen (ML) 212 bis 218, 222 bis 228, 232 bis 238 verfügt, die räumlich-zeitliche, zeitliche und feste/kategoriale Merkmale einer Benutzereingabe auswerten, die über eine Eingabeeinheit empfangen wird, die einer Datenverarbeitungseinheit zugehörig ist, mit der der Benutzer verbunden ist.

[0070] Die Benutzereingabe kann von einem oder mehreren Sensoren erfasst oder gesammelt werden, die der Benutzereingabeeinheit zugehörig sind, die der Datenverarbeitungseinheit zugehörig ist, und/oder von der Datenverarbeitungseinheit selbst erzeugt werden. Das heißt, gemäß einer oder mehreren veranschaulichenden Ausführungsformen wird eine Mehrzahl von Sensoren 201 bis 204 bereitgestellt, die einer oder mehreren vom Benutzer bedienten Einheiten (nicht dargestellt) zugehörig sind, z.B. einem Smartphone, einem Tablet-Computer, einer Touchscreen-Einheit, einer Computermaus, einer Trackball-Eingabeeinheit, einer Bilderfassungseinheit, einer biometrischen Leseeinheit oder einer anderen Quelle für biometrische oder verhaltensbiometrische Eingabedaten. In einigen veranschaulichenden Ausführungsformen können diese Sensoren 201 bis 204 beispielsweise Berührungssensoren in einem berührungsempfindlichen Bildschirm, Beschleunigungssensoren, die der Einheit selbst zugehörig sind, und Ähnliches aufweisen. Zu Beispielen für räumlich-zeitliche Merkmale, die von solchen Sensoren 201 bis 204 erfasst und als Teil der Eingabedaten 205 bis 208 zum Eingeben in die BBDL-Pipeline 200 bereitgestellt werden, gehören, ohne auf diese beschränkt zu sein, Daten über das Wischen mit dem Finger auf einem Touchscreen, z.B. Größe der Wischfläche, Geschwindigkeit des Wischens, Beschleunigung des Wischens, Wischrichtungen usw., einschließlich Koordinatendaten in Bezug auf die jeweiligen Abmessungen des Touchscreens, Druckinformationen über den Berührungsdruck auf eine Touchscreen-Einheit, Mouseover-Informationen, Informationen über erkannte Gesten von Bilderfassungseinheiten (Kameras usw.), Touchscreens oder einer anderen Quelle für Gesteninformationen, Informationen über den Stimmenausdruck, die gesprochenen Eingaben zugehörig sind, Beschleunigungsinformationen, die Bewegungen der jeweiligen Einheit durch den Benutzer darstellen, usw. In einer veranschaulichenden Ausführungsform umfassen die verwendeten räumlich-zeitlichen Merkmale boolesche Berührung (siehe nachfolgende Beschreibung), Berührungsgröße, (x,y)-Beschleunigung der Berührung, skalare Geschwindigkeit der Berührung und skalare Beschleunigung der Berührung.

[0071] Im Allgemeinen handelt es sich bei den räumlich-zeitlichen Merkmalen um Sammlungen von Merkmalen, die in Bezug auf den Eingabebereich der Benutzerschnittstelleneinheit 292 bis 294 und/oder der Datenverarbeitungseinheit 290 variieren, z.B. Abmessungen des Bildschirms der Einheit oder der grafischen Benutzerschnittstelle bei Touchscreen-Einheiten oder Bewegungen der Computermaus, des Trackballs oder anderer Benutzereingabeeinheiten, die eine Benutzereingabe in eine grafische Benutzerschnittstelle oder Ähnliches darstellen, und die sich im Laufe der Zeit verändern. Wie bereits erwähnt, kann es sich bei einem beispielhaften räumlich-zeitlichen Merkmal um ein boolesches räumlich-zeitliches Berührungsmerkmal handeln, bei dem es sich um eine Sammlung von Merkmalen handelt, die angeben, welcher Teil des Bildschirms der Einheit in einem bestimmten Zeitschritt berührt wird, und es kann sich auch um ein Realwertmerkmal handeln, das verschiedene Werte innerhalb eines Bereichs möglicher Werte aufweist, z.B. Druckwerte oder Ähnliches. Es sei jedoch darauf hingewiesen, dass die räumlich-zeitlichen Merkmale nicht auf Merkmale beschränkt sind, die nur von Sensoren einer Benutzereingabeeinheit und/oder einer Datenverarbeitungseinheit erfasst werden können. In einigen veranschaulichenden Ausführungsformen können auch andere räumlich-zeitliche Merkmale ausgewertet werden, z.B. alle räumlich-zeitlichen Merkmale, die einem physischen Bereich entsprechen, der von Sensoren überwacht wird, von denen die räumlich-zeitlichen Daten abgerufen werden können, z.B. im Fall von Umgebungslichtwerten können die Sensoren die Lichtstärke in einem Zeitfenster und in einem bestimmten physischen Bereich erfassen, und diese Lichtstärkedaten können räumlich-zeitliche Eingabedaten darstellen.

[0072] Die veranschaulichenden Ausführungsformen berücksichtigen auch zeitliche Merkmale, die nicht von den Eingabebereichen abhängig sind, die der jeweiligen Benutzereingabeeinheit 292 bis 295 oder Datenverarbeitungseinheit 290 zugehörig sind. Wie bereits dargelegt, kann es sich bei diesen zeitlichen Merkmalen um zusammengefasste räumlich-zeitliche Informationen oder um nichträumlich-zeitliche Informationen handeln, die Benutzereingaben zugehörig sind. Zu solchen zeitlichen Merkmalen gehören, ohne auf diese beschränkt zu sein, dreidimensionale Beschleunigungssensorwerte in euklidischen/polaren Koordinaten, die erste Ableitung der Beschleunigung, die zweite Ableitung der Beschleunigung, zusammengefasste Werte der räumlich-zeitlichen Merkmale und Kontexteinbettungen, z.B. welche Komponenten der grafischen Benutzerschnittstelle und/oder des Touchscreens berührt wurden.

[0073] Darüber hinaus kann bei festen Einheitenmerkmalen oder kategorialen Typenmerkmalen das Einbetten dieser Merkmale durch den Vorprozessor 280, 282, 284 durchgeführt werden, der der jeweiligen Stufe 210 bis 230 entspricht, oder durch eine andere Einbettungskomponente 216, 226, 236 der Stufen 210 bis 230. Bei den Einbettungskomponen-

ten 216, 226 und 236 kann es sich um Modelle für maschinelles Lernen handeln, die trainiert sind, die entsprechenden festen/kategorialen Merkmale in eine Vektordarstellung einzubetten, die diese festen/kategorialen Merkmale darstellt.

[0074] Es sei darauf hingewiesen, dass die Sensoren 201 bis 204 die Eingaberohdaten 205 bis 208 bereitstellen, die die räumlich-zeitlichen Merkmale, zeitlichen Merkmale und festen/kategorialen Merkmale für jeden Zeitpunkt und jedes Zeitintervall aus einer Mehrzahl von Zeitpunkten oder Zeitintervallen aufweisen. Diese Zeitpunkte oder Zeitintervalle stellen zusammen ein Zeitfenster mit Benutzereingabe dar. Bei dem Zeitfenster mit Benutzereingabe kann es sich um ein sich bewegendes oder gleitendes Fenster handeln, sodass die Sensoren 201 bis 204 Benutzereingaben während einer Benutzersitzung kontinuierlich überwachen. Zum Zeitpunkt/Zeitintervall t+n+1 wird das Verarbeiten des Zeitfensters auf der Stufe des Verarbeitens 210 begonnen, d.h., der Zeitpunkt/das Zeitintervall t+n+1 wird zum Zeitpunkt/Zeitintervall t für das neue Zeitfenster. Die Zeitintervalle können wie vorstehend beschrieben überlappend oder nichtüberlappend sein.

[0075] Die Eingaberohdaten 205 bis 208 werden jeweils dem entsprechenden Vorprozessor 280, 282, 284 für die jeweilige Stufe der Logik 210 bis 230 bereitgestellt. Die Vorprozessoren 280, 282, 284 erzeugen die (Zeit x 2D)-Merkmalsmatrizen/-Karten, (Zeit x 1D)-Matrizen/-Karten und festen/kategorialen Merkmale, die den entsprechenden Modellen für maschinelles Lernen der Logikstufe 210 bis 230 wie zuvor beschrieben bereitgestellt werden.

[0076] Zusätzlich zu den Benutzereingabedaten können auch die Einheitendaten 250 von der Datenverarbeitungseinheit 290 und/oder der Benutzerschnittstelleneinheit abgerufen und eingebettet werden. Beispielsweise können andere Einheitenmerkmale, die nicht von solchen benutzereingabespezifischen Daten abhängen, wie die Identität der vom Benutzer bedienten Einheit selbst, z.B. Marke und Modellnummer (z.B. Apple iPhone X, Samsung Galaxy S20, usw.), Konfiguration der Einheit (z.B., Sensortypen und ihre Eigenschaften usw.), Abmessungen oder Bedienungsgrenzen der Einheit (z.B. Bildschirmgröße, Größe des berührungsempfindlichen Bildschirms, Größe der grafischen Benutzerschnittstelle usw.) und Ähnliches, als Vektordarstellungen (Einbettungen) 260 eingebettet und als Eingabe für das ML-Modell 218 der Hauptstufe einer ersten Stufe 210 der BBDL-Pipeline 200 bereitgestellt werden.

[0077] Die Sensoren 201 bis 204 der Benutzereingabeeinheiten 292 bis 294 und/oder der Datenverarbeitungseinheit 290 sammeln und/oder erzeugen kontinuierlich oder periodisch die Eingaberohdaten 205 bis 208, die die räumlich-zeitlichen Merkmale, die zeitlichen Merkmale und die festen/kategorialen Merkmale über mehrere Zeitpunkte oder Zeitintervalle aufweisen, und können die Merkmalsdaten den entsprechenden Vorprozessoren 280 bis 284 bereitstellen, die den Stufen 210 bis 230 der BBDL-Pipeline 200 zugehörig sind. Die Vorprozessoren 280 bis 282 wandeln die Benutzereingaberohdaten in eine Form um, die von den verschiedenen Modellen für maschinelles Lernen 212 bis 218, 222 bis 228 und 232 bis 238 der Stufen 210 bis 230 der BBDL-Pipeline 200 verwendet werden kann, z.B. (Zeit x 2D)-Merkmalmatrizen oder -Karten für räumlich-zeitliche Merkmale, (Zeit x 1D)-Matrizen oder -Karten für zeitliche Merkmale und die festen/kategorialen Merkmale, die zu einem Einbetten bereitgestellt werden. Die Vorprozessoren 280 bis 282 sind so konfiguriert, dass sie verschiedene Typen von Merkmalen identifizieren, die in den Eingaberohdaten 205 bis 208 vorhanden sind. Das heißt, die Vorprozessoren 280 bis 284 können die Eingaberohdaten 205 bis 208 analysieren und auf der Grundlage ihrer Konfiguration Teile der Eingaberohdaten 205 bis 208 danach kategorisieren, ob diese Teile räumlich-zeitliche Merkmale, zeitliche Merkmale oder feste/kategoriale Merkmale darstellen. Auf der Grundlage der Kategorisierung der Teile der Eingaberohdaten 205 bis 208 wird ein entsprechendes Verarbeiten durch die Vorprozessoren 280 bis 284 durchgeführt, um die (Zeit x 2D)-Matrizen/-Karten, (Zeit x 1D)-Matrizen/-Karten zu erzeugen, sowie Identifizieren fester/kategorialer Merkmale, die zum Einbetten eingegeben werden können. Die vorverarbeiteten Benutzereingabedaten 240 bis 244 werden dann der Logik der entsprechenden Stufe 210 bis 230 zum Verarbeiten durch die Modelle für maschinelles Lernen der entsprechenden Stufe 210 bis 230 bereitgestellt.

[0078] Wie in **Fig.** 2 dargestellt, weist jede Stufe 210 bis 230 der BBDL-Pipeline 200 ein oder mehrere erste ML-Computermodelle 212, 222, 232 auf, die durch Prozesse für maschinelles Lernen trainiert werden, um eine Bildanalyse oder eine auf Computervision beruhende Analyse der räumlich-zeitlichen Merkmalsdaten durchzuführen, die in den vorverarbeiteten Benutzereingabedaten 240 bis 244 für den entsprechenden Zeitpunkt/die entsprechende Zeitscheibe vorhanden sind. Das heißt, ein oder mehrere erste ML-Computermodelle 212, 222, 232 können ein einzelnes ML-Computermodell aufweisen, das so trainiert ist, dass es Klassifizieren oder Kategorisieren einer Mehrzahl verschiedener räumlich-zeitlicher Merkmale durchführt, es kann sich um ein einzelnes ML-Computermodell handeln, das so trainiert ist, dass es Klassifizieren oder Kategorisieren eines einzelnen räumlich-zeitlichen Merkmals durchführt, oder es kann sich um eine Kombination aus einer Mehrzahl von ML-Computermodellen handeln, die jeweils so trainiert sind, dass sie Klassifizieren oder Kategorisieren im Hinblick auf ein anderes räumlich-

zeitliches Merkmal durchführen. Im Fall einer Mehrzahl von ML-Computermodellen, die mit den räumlich-zeitlichen Merkmalsdaten arbeiten, können die Ergebnisse jedes ML-Computermodells zu einer endgültigen Vektorausgabedarstellung zusammengefasst werden, und zwar durch eine Zusammenführungslogik (nicht dargestellt), die die Ausgaben der verschiedenen ML-Computermodelle 212 verknüpft oder auf andere Weise zusammenfasst, die dann durch eine Kombinationslogik 217, 227, 237 der Stufe 210 bis 230 kombiniert werden können, um eine einzige endgültige Vektorausgabedarstellung für das ML-Modell 218 der Hauptstufe der BBDL-Pipeline 200 zu erzeugen.

[0079] Wie vorstehend erörtert, können die räumlich-zeitlichen Merkmalsdaten als (Zeit x 2D)-Merkmalsmatrix oder -Karte dargestellt werden, die im Wesentlichen ein Bild bereitstellt, das durch Bildanalyse oder neuronale Netzwerke für Computervision oder andere Modelle für maschinelles Lernen zur Bild-/Computervisionsanalyse zum Erzeugen eines Ausgabevektors verarbeitet werden kann, der eine Kategorisierung des Eingabebildes darstellt. Die Modelle für maschinelles Lernen zur Bild-/Computervisionsanalyse der veranschaulichenden Ausführungsformen werden in spezifischer Weise durch Prozesse für maschinelles Lernen trainiert, um räumlich-zeitliche Matrix- oder Kartendarstellungen im Hinblick auf bestimmte verhaltensbiometrische Kategorien zu klassifizieren oder zu kategorisieren. Die verschiedenen Kategorisierungen für die verschiedenen (Zeit x 2D)-Merkmalsmatrizen/-Karten für die verschiedenen räumlich-zeitlichen Merkmale können kombiniert oder zusammengefasst werden, um eine Vektordarstellung der Klassifizierungen der räumlich-zeitlichen Merkmale zu erzeugen, die in den Eingaben für den jeweiligen Zeitpunkt oder das jeweilige Zeitintervall vorhanden sind.

[0080] Die zeitlichen Merkmale in den vorverarbeiteten Benutzereingaben 240 bis 244 können als (Zeit x 1D)-Matrix oder -Karte dargestellt werden, die in ein oder mehrere zweite neuronale Netzwerke oder trainierte Computermodelle für maschinelles Lernen 214, 224, 234 eingegeben werden können, die eine Vektorausgabe erzeugen, die eine Kategorisierung der zeitlichen Merkmale darstellt. In einigen veranschaulichenden Ausführungsformen kann es sich bei dem einen oder mehreren zweiten neuronalen Netzwerken oder trainierten Computermodellen für maschinelles Lernen 214, 224, 234 um ein oder mehrere trainierte vollständig vernetzte neuronale Netzwerke oder andere neuronale Netzwerke mit dichter Schicht handeln. Das eine oder mehrere zweite neuronale Netzwerke oder die trainierten Computermodelle für maschinelles Lernen 214, 224, 234 geben eine oder mehrere Vektordarstellungen der Klassifizierung der zeitlichen Merkmalseingaben für das Zeitintervall aus, die von der Kombinationslogik 217, 227, 237 mit der Ausgabe von dem/den räumlich-zeitliche Merkmale verarbeitenden Modell(en) für maschinelles Lernen 212, 222, 232 und anderen eingebetteten Merkmalen kombiniert werden können, die von der Einbettungslogik 216, 226, 236 für Merkmale erzeugt werden, die fest oder kategorial sind, d.h. nicht zeitabhängig, um eine endgültige Vektorausgabe zu erzeugen, die in das Modell für maschinelles Lernen (ML) 218, 228, 238 der Hauptstufe eingegeben wird, das eine Ausgabe für die nächste Stufe der BBDL-Pipeline 200 erzeugt.

[0081] Das ML-Modell 218 der Hauptstufe für eine erste Stufe 210 der BBDL-Pipeline 200 empfängt als Eingabe eine Einbettung 268 der Informationen über die Einheit und/oder andere feste oder kategoriale Informationen 250, die nicht bei jedem Zeitschritt bereitgestellt werden. Für die nachfolgenden Stufen 220 bis 230 der BBDL-Pipeline 200 wird das ML-Modell der Hauptstufe der vorhergehenden Stufe mit einem ML-Modell der Hauptstufe einer nächsten Stufe verbunden und stellt dem ML-Modell der Hauptstufe der nächsten Stufe seine Ausgabe als Eingabe bereit, z.B. wird die Ausgabe des ML-Modells 218 der Hauptstufe in das ML-Modell 228 der Hauptstufe der Stufe 220 eingegeben und die Ausgabe des ML-Modells 228 der Hauptstufe als Eingabe für das ML-Modell 238 der Hauptstufe bereitgestellt. In einer veranschaulichenden Ausführungsform kann es sich bei dem ML-Modell der Hauptstufe 218, 228, 238 jeder der Stufen 210 bis 230 der BBDL-Pipeline 200 um ein rekurrentes neuronales Netzwerk (RNN) handeln, z.B. ein RNN mit langem Kurzzeitgedächtnis (LSTM).

[0082] Auf jeder Stufe 210 bis 230 der BBDL-Pipeline 200 führen die ML-Modelle 212 bis 218, 222 bis 228 und 232 bis 238 der entsprechenden Stufe wie oben beschrieben ähnliche Funktionen durch, jedoch für die besonderen räumlich-zeitlichen, zeitlichen und anderen festen/kategorialen Merkmale des entsprechenden Zeitpunkts oder Zeitintervalls. Der resultierende Ausgabevektor der ML-Modelle der Stufe wird mit der Eingabe des ML-Modells der Hauptstufe der vorherigen Stufe im ML-Modell der aktuellen Stufe als Merkmalseingaben kombiniert, die dann vom ML-Modell der Hauptstufe dieser Stufe verarbeitet werden, um eine Vektorausgabe zu erzeugen, die in das ML-Modell der Hauptstufe der nächsten Stufe eingegeben wird. Dieser Prozess setzt sich bis zu einer letzten Stufe der BBDL-Pipeline 200 fort, z.B. Stufe 230, die dann einen Ausgabevektor K 270 erzeugt, der die Benutzereingabe in einem Zeitfenster in Bezug auf räumlich-zeitliche, zeitliche und feste/kategoriale Eingaben darstellt. Auf diese Weise sammelt die BBDL-Pipeline 200 die Eigenschaften der Entität (des Benutzers), die in der Eingabe dargestellt sind, über Zeitpunkte, die im Zeitfenster dargestellt sind. Der resultierende Ausgabevektor K 270 ist einzigartig für die verhaltensbio-

metrischen Merkmale (oder Benutzereigenschaften) des jeweiligen Benutzers und kann somit zum Authentifizieren des Benutzers verwendet werden.

[0083] Das Trainieren der Modelle für maschinelles Lernen der Stufen der BBDL-Pipeline 200 kann mit jedem geeigneten Prozess für maschinelles Lernen durchgeführt werden, z.B. mit überwachten oder nichtüberwachten Prozessen für maschinelles Lernen. **Fig.** 3 ist ein beispielhaftes Blockschaubild, das eine Übersichtsdarstellung eines Trainingsprozesses zum Trainieren der BBDL-Pipeline 200 gemäß einer veranschaulichenden Ausführungsform zeigt. In den veranschaulichenden Ausführungsformen umfasst der Prozess für maschinelles Lernen im Allgemeinen Lernen, wie die Verhaltensbiometrie eines bestimmten Benutzers in Bezug auf die räumlich-zeitlichen Merkmale, zeitlichen Merkmale und festen/kategorialen Merkmale seiner Benutzereingabe dargestellt werden kann. Der Prozess für maschinelles Lernen umfasst im Allgemeinen, dass für jede Iteration jeder Epoche des Trainings für maschinelles Lernen ein Paar von Benutzersitzungsinformationen 310 und 320 abgerufen wird, die Benutzereingaben über einen bestimmten Zeitraum oder in einem bestimmten Zeitfenster darstellen. Das Paar von Benutzersitzungsinformationen 310 und 320 umfasst einen ersten Satz von Sitzungsinformationen 310, die dem Zielbenutzer entsprechen, z.B. die Eingaberohdaten 205 bis 208, die von verschiedenen Sensoren und/oder der Datenverarbeitungseinheit abgerufen werden, sowie die Informationen über die Einheit 250 für die Benutzereingabeeinheit/Datenverarbeitungseinheit. Die zweiten Sitzungsinformationen 320 des Paars können von demselben oder einem anderen Benutzer stammen und andere Eingaberohdaten 305 bis 308 und entsprechende Informationen über die Einheit 250 umfassen. Für die zweiten Sitzungsinformationen 320 werden entsprechende Kennzeichnungsinformationen 322 abgerufen, die angeben, ob es sich um denselben oder einen anderen Benutzer handelt. In einigen Ausführungsformen kann jede der Benutzersitzungsinformationen 310 und 320 die Kennzeichnungsdaten 312, 322 aufweisen, die die Identität des Benutzers angeben, der die Benutzersitzungsinformationen 310, 320 bereitstellt, sodass durch einen Vergleich der Benutzeridentitäten für Trainingszwecke ermittelt werden kann, ob es sich bei dem Benutzer um denselben oder einen anderen Benutzer handelt.

[0084] Die ersten und die zweiten Benutzersitzungsinformationen 310, 320 werden jeweils einzeln durch das Modell 340 verarbeitet, das die BBDL-Pipeline 200 aufweist, und zwar nach dem Vorverarbeiten durch den Vorprozessor 330, der die Vorprozessoren 280 bis 284 enthalten kann, um entsprechende K-dimensionale Ausgabevektoren 342, 344 zu erzeugen, wie z.B. den K-dimensionalen Ausgabevektor 270 in **Fig.** 2. Der K-dimensionale Ausgabevektor 342 für die ersten Sitzungsinformationen wird mit dem K-dimensionalen Ausgabevektor 344 für die zweiten Sitzungsinformationen verglichen, um zu ermitteln, ob die Sitzungsinformationen von dem Modell 340, das die BBDL-Pipeline 200 aufweist, als von demselben oder von verschiedenen Benutzern stammend klassifiziert wird, d.h., ob die Sitzungsinformationen für beide Sitzungen als hinlänglich ähnlich eingestuft werden, um denselben Benutzer zu repräsentieren.

[0085] Die K-dimensionalen Ausgabevektoren K1 und K2, 342, 344 werden von der Vergleichslogik 350 verglichen, um zu ermitteln, ob die Ausgabevektoren K1 und K2, 342, 344 hinlänglich ähnlich sind (Unterschiede bei einzelnen Werten der Ausgabevektoren K1 und K2 sind gleich oder kleiner als ein vorgegebener oder erlernter Schwellenwert), um daraus zu schließen, dass der Benutzer, der die Benutzersitzungsinformationen 310 bereitstellt, derselbe oder ein anderer Benutzer ist als der Benutzer, der die Benutzersitzungsinformationen 320 bereitstellt. Die Ergebnisse des Vergleichs erzeugen einen Wahrscheinlichkeitswert, der eine Wahrscheinlichkeit angibt, dass der Benutzer, der die Benutzersitzungsinformationen 310 bereitstellt, mit dem Benutzer, der die Benutzersitzungsinformationen 320 bereitstellt, identisch ist, was anschließend mit einer Schwellenwertwahrscheinlichkeit verglichen werden kann. Wenn die berechnete Wahrscheinlichkeit die Schwellenwertwahrscheinlichkeit erreicht oder überschreitet, wird vorhergesagt, dass der Benutzer, der die Benutzersitzungsinformationen 310 bereitstellt, derselbe Benutzer ist, der die Benutzersitzungsinformationen 320 bereitgestellt hat.

[0086] Nachdem die Vorhersage abgerufen wurde, wird die Genauigkeit der Vorhersage von der Trainingslogik 360 überprüft, um zu ermitteln, ob das BBDL-Modell 340, das die BBDL-Pipeline 200 aufweist, korrekte Ergebnisse für die Benutzersitzungsinformationen 310, 320 erzeugt hat. Zum Beispiel können die Kennzeichnungen 312, 322 für die Benutzersitzungsinformationen 310, 320 verglichen werden, oder in Ausführungsformen, in denen nur die zweiten Benutzersitzungsinformationen 320 gekennzeichnet sind, kann die Kennzeichnung 322 mit einer Identität des berechtigten Benutzers verglichen werden, für den das Modell 340 trainiert wird. Bei dem von der Trainingslogik 360 durchgeführten Vergleich wird ermittelt, ob die zweiten Sitzungsinformationen vom selben oder einem anderen Benutzer stammen. Wenn die Ähnlichkeitsvorhersage auf der Grundlage der Kennzeichnungen 312 und/oder 322 der Benutzersitzungsinformationen 310, 320 falsch ist, passt die Trainingslogik 360 die Betriebsparameter der Modelle für maschinelles Lernen der BBDL-Pipeline 200 des BBDL-Modells 340 an, um Fehler (Verlust oder Kosten) bei den vom BBDL-Modell 340 erzeugten K-Werten zu verringern.

[0087] Es sei darauf hingewiesen, dass das Trainieren des BBDL-Modells 340 und der BBDL-Pipeline 200 benutzerunabhängig ist, da die BBDL-Pipeline 200 und das BBDL-Modell 340 so trainiert werden, dass sie K-Vektorausgaben für Instanzen desselben und verschiedener Benutzer genau erzeugen. Beim Trainieren wird ermittelt, ob die BBDL-Pipeline 200 und das BBDL-Modell 340 ordnungsgemäß K-Vektorausgaben erzeugen, die für denselben Benutzer hinlänglich ähnlich oder für andere Benutzer hinlänglich unterschiedlich sind, sodass Vorhersagen zum Authentifizieren von Benutzern auf der Grundlage ihrer verhaltensbiometrischen Daten, die in Benutzereingaben enthalten sind, genau sind. Anstatt separate Modelle für maschinelles Lernen für verschiedene Benutzer trainieren zu müssen, kann der Mechanismus der veranschaulichenden Ausführungsformen eine einzige BBDL-Pipeline 200 und ein einziges BBDL-Modell 340 bereitstellen, die mit Eingaben berechtigter Benutzer arbeiten können, um dadurch Profile für berechtigte Benutzer zu erstellen. Danach können die BBDL-Pipeline 200 und das BBDL-Modell 340 mit einer neuen Benutzereingabe arbeiten, um K-Vektorausgaben zu erzeugen, die dann mit den gespeicherten Profilen für berechtigte Benutzer verglichen werden können, um zu authentifizieren, dass die Benutzereingabe von einem berechtigten Benutzer stammt.

[0088] Das heißt, sobald das BBDL-Modell 340 trainiert ist, das die BBDL-Pipeline 200 aufweist, kann es auf einer oder mehreren Benutzersitzungen des Zielbenutzers ausgeführt werden, um ein Profil eines berechtigten Benutzers zu erzeugen, das einen oder mehrere K-Wert-Ausgaben der BBDL-Pipeline speichert, die Benutzereingaben des berechtigten Benutzers für die spezifische Einheit darstellen. **Fig.** 4 ist ein beispielhaftes Blockschaubild, das gemäß einer veranschaulichenden Ausführungsform eine Übersichtsdarstellung einer Laufzeitoperation einer BBDL-Pipeline zeigt. Wie in **Fig.** 4 dargestellt, können die historischen Sitzungsinformationen 410 eines Benutzers für eine Mehrzahl von Benutzersitzungen abgerufen werden, und jede dieser Sitzungen kann von dem entsprechenden Vorprozessor 420 und der BBDL-Pipeline 200 des Modells 430 verarbeitet werden, um K-dimensionale Ausgabevektoren für jede Sitzung zu erzeugen, die im Benutzerprofil 440 gespeichert werden. Bei dieser Gruppe von Benutzersitzungen, d.h. die historischen Benutzersitzungen, kann es sich um einen ständig aktualisierten Satz von historischen Benutzersitzungen 410 handeln, z.B. können die letzten 10 Sitzungen vorgehalten werden, und das entsprechende Benutzerprofil 440 kann dynamisch aktualisiert werden, wenn neue Sitzungen mit dem Benutzer stattfinden. Das heißt, für jede nachfolgende Benutzersitzung führt das Modell 430, das die BBDL-Pipeline 200 aufweist, die Eingabedaten der Benutzersitzung aus, um einen entsprechenden K-dimensionalen Ausgabevektor zu erzeugen, der dann verwendet wird, um den ältesten K-dimensionalen Ausgabevektoreintrag im Benutzerprofil 440 zu ersetzen. Auf diese Weise wird ein dynamisches Benutzerprofil 440 für den berechtigten Benutzer aufrechterhalten.

[0089] Ob neue Benutzereingabeinformationen für eine neue Sitzung tatsächlich vom berechtigten Benutzer stammen, kann auf ähnliche Weise ermittelt werden, wie zuvor im Hinblick auf das Trainieren des Modells 340 und der BBDL-Pipeline 200 beschrieben wurde. Eine Ausnahme bei der Trainingsoperation besteht darin: wenn während einer Laufzeitoperation nach einem Trainieren festgestellt wird, dass ein Benutzer für eine nachfolgende Sitzung nicht mit dem berechtigten Benutzer übereinstimmt, der er vorgibt zu sein, oder mit dem registrierten berechtigten Benutzer der bestimmten Einheit, von der die Sitzungsinformationen abgerufen werden, kann eine Berechtigung zum Zugriff auf geschützte Ressourcen verweigert werden. Das heißt, die neuen Benutzereingabeinformationen für die neue Sitzung 450, die über den Vorprozessor 420 und das Modell 430, das die BBDL-Pipeline 200 aufweist, verarbeitet werden, führen zu einem K-dimensionalen Ausgabevektor 460, der mit den im Benutzerprofil 440 gespeicherten K-dimensionalen Ausgabevektoren verglichen werden kann. Der K-dimensionale Ausgabevektor 460 kann mit jedem K-dimensionalen Ausgabevektor verglichen werden, um zu ermitteln, ob der K-dimensionale Ausgabevektor 460 mit einem der gespeicherten K-dimensionalen Ausgabevektoren im Benutzerprofil 440 hinlänglich übereinstimmt. Wenn der K-dimensionale Ausgabevektor 460 hinlänglich mit einem dieser gespeicherten K-dimensionalen Ausgabevektoren im Benutzerprofil 440 übereinstimmt, wird festgestellt, dass der Benutzer, der die neuen Sitzungsinformationen 450 bereitstellt, der berechtigte Benutzer ist, und der Zugriff auf die geschützten Ressourcen kann gewährt werden. Wenn der K-dimensionale Ausgabevektor 460 nicht hinlänglich mit einem der im Benutzerprofil gespeicherten K-dimensionalen Ausgabevektoren übereinstimmt, ist der Benutzer, der die neuen Sitzungsinformationen 450 bereitstellt, nicht der berechtigte Benutzer, und der Zugriff auf die geschützten Ressourcen kann verweigert werden. Wird festgestellt, dass die neuen Sitzungsinformationen 450 von dem berechtigten Benutzer stammen, kann dies neben der Tatsache, dass der Zugriff auf die geschützten Ressourcen erlaubt wird, dazu führen, dass eine Aktualisierungssteuerkomponente 480 veranlasst wird, das Benutzerprofil 440 mit dem K-dimensionalen Ausgabevektor 460 für diese neuen Sitzungsinformationen 450 zu aktualisieren, z.B. durch Ersetzen eines ältesten K-dimensionalen Ausgabevektoreintrags im Benutzerprofil 440, wenn eine vorgegebene Anzahl von K-dimensionalen Ausgabevektoreinträgen im Benutzerprofil 440 vorhanden ist, oder durch Hinzu-

fügen eines neuen Eintrags, wenn die Höchstzahl von Einträgen nicht erreicht wurde.

[0090] Somit stellen die veranschaulichenden Ausführungsformen wie vorstehend erwähnt Mechanismen zum Implementieren eines räumlich-zeitlichen Mechanismus für tiefes Lernen für die Verhaltensbiometrie bereit. Die veranschaulichenden Ausführungsformen stellen eine Pipeline von Stufen bereit, die einen Satz von Modellen für maschinelles Lernen für jede Stufe aufweist, die Eingabedaten für entsprechende Zeitpunkte oder Zeitintervalle im Hinblick auf räumlich-zeitliche Merkmale, zeitliche Merkmale und feste/kategoriale Merkmale klassifizieren oder kategorisieren. In einigen veranschaulichenden Ausführungsformen werden die räumlich-zeitlichen Merkmale als Bilddaten wiedergegeben, die dann von trainierten Modellen für maschinelles Lernen zur Bildanalyse oder Computervisionsanalyse verarbeitet werden, während zeitliche Merkmale durch ein Modell für maschinelles Lernen verarbeitet werden, das vollständig vernetzt ist und/oder auf einer dichten Schicht beruht. Stufen der Pipeline verarbeiten die Eingabedaten des Benutzers für ihren jeweiligen Zeitpunkt oder ihr jeweiliges Zeitintervall sowie die Ausgabe der vorhergehenden Stufe in der Pipeline, um schließlich einen K-dimensionalen Ausgabevektor zu erzeugen, der die Verhaltensbiometrie der Benutzereingabe in dem von der Pipeline verarbeiteten Zeitfenster oder der Zeitspanne darstellt. Dies kann zum Erzeugen eines Benutzerprofils verwendet werden, das anschließend bei nachfolgenden Benutzersitzungen verwendet werden kann, um den Benutzer zu authentifizieren.

[0091] **Fig.** 5 ist ein Ablaufplan, der eine beispielhafte Operation einer BBDL-Pipeline gemäß einer veranschaulichenden Ausführungsform darstellt. Die in **Fig.** 5 beschriebene Operation kann von der BBDL-Pipeline als Teil einer Laufzeitoperation durchgeführt werden, vorausgesetzt, die BBDL-Pipeline wurde durch den Prozess für maschinelles Lernen wie oben beschrieben trainiert.

[0092] Wie in **Fig.** 5 dargestellt, beginnt die Operation mit Empfangen einer Benutzereingabe für eine neue Sitzung (Schritt 510). Die Benutzereingabe wird vorverarbeitet, um räumlich-zeitliche Merkmale, zeitliche Merkmale und feste/kategoriale Merkmale, die in der empfangenen Benutzereingabe vorhanden sind, zu identifizieren und vorzuverarbeiten (Schritt 520). Dieses Vorverarbeiten kann Erzeugen der (Zeit x 2D)-Merkmalsmatrizen/-Karten und der (Zeit x 1D)-Merkmalsmatrizen/-Karten sowie Identifizieren der festen/kategorialen Merkmale umfassen, die in den empfangenen Benutzereingaben vorhanden sind. Die Benutzereingabe wird für jeden Zeitpunkt eines in der Benutzereingabe dargestellten Zeitfensters von einer entsprechenden Stufe der BBDL-Pipeline verarbeitet, und die Ergebnisse der Stufen werden kombiniert, um die K-Vektorausgabedarstellung der Verhaltensbiometrie der Benutzereingabe zu erzeugen (Schritt 530).

[0093] Die Identität eines berechtigten Benutzers für die Einheit wird ermittelt und ein entsprechendes Benutzerprofil für den berechtigten Benutzer abgerufen (Schritt 540). Die Identität des Benutzers kann in der Benutzereingabe festgelegt werden, z.B. eine Benutzerkennung während eines Anmeldevorgangs oder Ähnliches, die zum Abrufen des Benutzerprofils für den identifizierten Benutzer verwendet werden kann. In anderen Fällen kann die Identität der Einheit verwendet werden, um eine Suchoperation in einer Registrierungsdatenbank von berechtigten Benutzern für die jeweilige Einheit durchzuführen.

[0094] Ein Vergleich der K-Vektoreinträge im Benutzerprofil mit der K-Vektorausgabedarstellung für die Benutzereingabe wird durchgeführt (Schritt 550), um zu ermitteln, ob die Vektoren hinlänglich ähnlich sind, um auf denselben Benutzer hinzuweisen, oder nicht hinlänglich ähnlich sind, sodass sie unterschiedliche Benutzer darstellen (Schritt 560). Ergibt die Vorhersage, dass es sich bei den Benutzern um dieselben Benutzer handelt, wird der Zugriff auf geschützte Ressourcen gewährt (Schritt 570), und das Benutzerprofil wird mit der K-Vektorausgabe für die Benutzereingabe aktualisiert (Schritt 580). Ergibt die Vorhersage, dass die Benutzer nicht identisch sind, wird der Zugriff auf die geschützten Ressourcen verweigert (Schritt 590). Die Operation ist anschließend beendet.

[0095] Die veranschaulichenden Ausführungsformen können in vielen verschiedenen Arten von Datenverarbeitungsumgebungen verwendet werden, um verschiedene Arten von Datenverarbeitungsressourcen, physische Einrichtungen oder Einheiten oder Ähnliches zu schützen, gestützt auf die Verhaltensbiometrie, die auf einer Analyse räumlich-zeitlicher Merkmale, zeitlicher Merkmale und fester/-kategorialer Merkmale der verhaltensbiometrischen Eingaben beruht. Die Datenverarbeitungsumgebungen können einzelne Datenverarbeitungseinheiten und/oder verteilte Datenverarbeitungsumgebungen umfassen. Die **Fig.** 6 und **Fig.** 7 werden hier als beispielhafte Umgebungen bereitgestellt, in denen Aspekte der veranschaulichenden Ausführungsformen implementiert werden können. Es sei darauf hingewiesen, dass die **Fig.** 6 und **Fig.** 7 lediglich Beispiele sind und keine Beschränkung in Bezug auf die Umgebungen festlegen oder nahelegen sollen, in denen Aspekte oder Ausführungsformen der vorliegenden Erfindung ausgeführt werden können. Es können zahlreiche Änderungen an den dargestellten Umgebungen vorgenommen werden, ohne vom Anwendungsbereich der vorliegenden Erfindung abzuweichen.

[0096] **Fig.** 6 ist eine bildliche Darstellung eines beispielhaften verteilten Datenverarbeitungssystems, bei dem Aspekte der veranschaulichenden Ausführungsformen ausgeführt werden können. Das verteilte Datenverarbeitungssystem 600 kann ein Netzwerk von Computern enthalten, in dem Aspekte der veranschaulichenden Ausführungsformen implementiert werden können. Das verteilte Datenverarbeitungssystem 600 enthält mindestens ein Netzwerk 602, das als Medium verwendet wird, um Datenübertragungsverbindungen zwischen verschiedenen Einheiten und Computern bereitzustellen, die in dem verteilten Datenverarbeitungssystem 600 miteinander verbunden sind. Das Netzwerk 602 kann Verbindungen wie beispielsweise drahtgebundene, drahtlose Datenübertragungsverbindungen oder Lichtwellenleiterkabel enthalten.

[0097] In dem dargestellten Beispiel sind der Server 604 und der Server 606 zusammen mit der Speichereinheit 608 mit dem Netzwerk 602 verbunden. Die Clients 610, 612 und 614 sind darüber hinaus ebenfalls mit dem Netzwerk 602 verbunden. Bei diesen Clients 610, 612 und 614 kann es sich zum Beispiel um Personal Computer, Netzwerkcomputer oder Ähnliches handeln. In dem dargestellten Beispiel stellt der Server 604 den Clients 610, 612 und 614 Daten wie beispielsweise Boot-Dateien, Betriebssystembilder und Anwendungen bereit. Die Clients 610, 612 und 614 sind in dem dargestellten Beispiel Clients des Servers 604. Das verteilte Datenverarbeitungssystem 600 kann zusätzliche Server, Clients und sonstige Einheiten enthalten, die nicht dargestellt sind.

[0098] In dem dargestellten Beispiel ist das verteilte Datenverarbeitungssystem 600 das Internet mit dem Netzwerk 602, das einen weltweiten Verbund von Netzwerken und Gateways darstellt, die die Protokollfamilie „Transmission Control Protocol/Internet Protocol“ (TCP/IP) verwenden, um Daten miteinander auszutauschen. Kernstück des Internets sind Hochgeschwindigkeits-Datenübertragungsleitungen zwischen großen Knoten oder Host-Computern, die aus Tausenden von gewerblichen, staatlichen, bildungsbezogenen und sonstigen Computersystemen bestehen, die Daten und Nachrichten weiterleiten. Das verteilte Datenverarbeitungssystem 600 kann natürlich auch so umgesetzt werden, dass es eine Reihe von verschiedenen Netzwerkarten enthält, so beispielsweise ein Intranet, ein lokales Netzwerk (LAN), ein Weitverkehrsnetzwerk (WAN) oder Ähnliches. Wie vorstehend erwähnt, ist **Fig.** 6 als ein Beispiel zu verstehen und nicht als eine architektonische Beschränkung verschiedener Ausführungsformen der vorliegenden Erfindung, daher sind die in **Fig.** 6 gezeigten besonderen Elemente nicht als einschränkend in Bezug auf die Umgebungen anzusehen, in denen die veranschaulichenden Ausführungsformen der vorliegenden Erfindung implementiert werden können.

[0099] Wie in **Fig.** 6 gezeigt, können eine oder mehrere der Datenverarbeitungseinheiten, z.B. der Server 604, in spezifischer Weise so konfiguriert sein, dass sie ein Modell für tiefes Lernen für die Verhaltensbiometrie (BBDL) implementieren, das eine BBDL-Pipeline aufweist, wie z.B. das BBDL-Modell 340 in **Fig.** 3, das die BBDL-Pipeline 200 in **Fig.** 2 aufweist. Das Konfigurieren der Datenverarbeitungseinheit kann ein Bereitstellen von anwendungsspezifischer Hardware, Firmware oder Ähnlichem umfassen, um die Leistung der Operationen und das Erzeugen der Ausgaben zu vereinfachen, die hier mit Bezug auf die veranschaulichenden Ausführungsformen beschrieben werden. Das Konfigurieren der Datenverarbeitungseinheit kann ebenfalls oder alternativ ein Bereitstellen von Software-Anwendungen umfassen, die in einer oder mehreren Speichereinheiten gespeichert sind und in den Speicher einer Datenverarbeitungseinheit wie den Server 604 geladen werden, um zu bewirken, dass ein oder mehrere Hardware-Prozessoren der Datenverarbeitungseinheit die Software-Anwendungen ausführen, die die Prozessoren so konfigurieren, dass sie die Operationen durchführen und die Ausgaben erzeugen, die hier mit Bezug auf die veranschaulichenden Ausführungsformen beschrieben werden. Darüber hinaus kann jede beliebige Kombination aus anwendungsspezifischer Hardware, Firmware, Software-Anwendungen, die auf Hardware ausgeführt werden, oder Ähnliches verwendet werden, ohne vom Anwendungsbereich der veranschaulichenden Ausführungsformen abzuweichen.

[0100] Es sei darauf hingewiesen, dass die Datenverarbeitungseinheit, sobald sie auf eine dieser Weisen konfiguriert ist, zu einer speziellen Datenverarbeitungseinheit wird, die in spezifischer Weise so konfiguriert ist, dass sie die Mechanismen der veranschaulichenden Ausführungsformen umsetzt und keine universell einsetzbare Datenverarbeitungseinheit ist. Darüber hinaus verbessert die Implementierung der Mechanismen der veranschaulichenden Ausführungsformen wie hier beschrieben die Funktionalität der Datenverarbeitungseinheit und stellt ein nützliches und konkretes Ergebnis bereit, das die Auswertung von Benutzereingaben wie die Benutzereingaben 205 bis 208 von Benutzereingabeeinheiten einer Client-Datenverarbeitungseinheit 610 wie den Benutzereingabeeinheiten 205 bis 208 ermöglicht. Die Benutzereingabe stellt die Verhaltensbiometrie in Bezug auf räumlich-zeitliche Merkmale, zeitliche Merkmale und feste/kategoriale Merkmale dar. Das BBDL-Modell 340 und die BBDL-Pipeline 200 charakterisieren die Verhaltensbiometrie der Benutzereingabe und erzeugen ein Profil eines Benutzers, das anschließend in der Benutzerprofil-Registerdatenbank 630 für berechtigte Benut-

zer zum Zugreifen auf geschützte Ressourcen gespeichert werden kann. Die Benutzerprofile in der Benutzerprofil-Registerdatenbank 630 können mit verhaltensbiometrischen Merkmalen nachfolgender Benutzereingaben verglichen werden, um so Benutzer in nachfolgenden Sitzungen zu authentifizieren. Die Authentifizierungslogik 620, z.B. die Vergleichs- und Aktualisierungslogik 470 und 480 in **Fig.** 4, vergleicht die verhaltensbiometrischen Merkmale, um den Benutzer zu authentifizieren, und wenn es sich bei dem Benutzer nicht um einen berechtigten Benutzer handelt, kann der Zugriff auf geschützte Ressourcen verweigert werden. Wenn es sich bei dem Benutzer um einen berechtigten Benutzer handelt, kann dem Benutzer der Zugriff auf die geschützten Ressourcen gewährt werden, und in einigen Ausführungsformen kann das Profil für den berechtigten Benutzer von der Authentifizierungslogik 620, die beispielsweise eine Aktualisierungslogik 470 aufweist, mit der Charakterisierung der Eingabe durch den Benutzer der Sitzung aktualisiert werden, um dadurch das Benutzerprofil dynamisch zu aktualisieren.

[0101] In einigen Ausführungsformen kann die Benutzereingabe von Sensoren der Benutzerschnittstelleneinheiten 292 bis 295 empfangen werden, die Teil eines Client-Datenverarbeitungssystems 610 sein können, sowie anderen Daten, die die Client-Datenverarbeitungseinheit 610 selbst charakterisieren. Die Benutzereingabe und/oder Informationen über die Einheit können dem Server 604 über das Netzwerk 602 zum Implementieren der BBDL-Pipeline 200 bereitgestellt werden, der dann die Benutzereingabe zum Authentifizieren des Benutzers verarbeitet. Der Server 604 kann anschließend eine Ausgabe zurücksenden, die den Zugriff auf die geschützten Ressourcen erlaubt oder verweigert. Auch wenn in **Fig.** 6 eine Client/Server-Konfiguration gezeigt wird, sei darauf hingewiesen, dass die veranschaulichenden Ausführungsformen nicht darauf beschränkt sind. Darüber hinaus können die Client-Datenverarbeitungseinheiten 610 bis 614 viele verschiedene Formen annehmen, z.B. die von Client-Computern, Tablet-Computern, Smartphones, anderen intelligenten Einheiten, Internet-of-Things (IoT)-Einheiten und Ähnlichem. Vereinfacht gesagt, kann jede Datenverarbeitungseinheit mit Benutzereingabeschnittstellen, über die verhaltensbiometrisch gestützte Benutzereingaben empfangen und der BBDL-Pipeline und dem BBDL-Modell bereitgestellt werden können, verwendet werden, ohne vom Anwendungsbereich der vorliegenden Erfindung abzuweichen.

[0102] Wie bereits erwähnt, verwenden die Mechanismen der veranschaulichenden Ausführungsformen in spezifischer Weise konfigurierte Datenverarbeitungseinheiten oder Datenverarbeitungssysteme, um die Operationen zum Implementieren der BBDL-Pipeline 200 und zum Durchführen einer verhaltensbiometrischen auf tiefem Lernen gestützten Authentifizierung von Benutzereingaben durchzuführen. Diese Datenverarbeitungseinheiten oder Datenverarbeitungssysteme können verschiedene Hardware-Elemente aufweisen, die entweder durch Hardware-Konfiguration, Software-Konfiguration oder eine Kombination aus Hardware- und Software-Konfiguration in spezifischer Weise konfiguriert sind, um eines oder mehrere der hier beschriebenen Systeme/Teilsysteme umzusetzen. **Fig.** 7 ist ein Blockschaubild nur eines beispielhaften Datenverarbeitungssystems, bei dem Aspekte der veranschaulichenden Ausführungsformen implementiert werden können. Das Datenverarbeitungssystem 700 ist ein Beispiel eines Computers, z.B. der Server 605 in **Fig.** 6, in dem von einem Computer verwendbarer Code oder Anweisungen, die die Prozesse und Aspekte der veranschaulichenden Ausführungsformen der vorliegenden Erfindung implementieren, platziert und/oder ausgeführt werden, um die Operation, Ausgabe und äußeren Auswirkungen der hier beschriebenen veranschaulichenden Ausführungsformen zu erzielen.

[0103] In dem dargestellten Beispiel verwendet das Datenverarbeitungssystem 700 eine Knotenpunkt-Architektur (hub architecture) mit „North Bridge and Memory Controller Hub“ (NB/MCH) 702 (Northbridge und Speichersteuereinheiten-Knotenpunkt) und „South Bridge and Input/Output (I/A) Controller Hub“ (SB/ICH) 704 (Sourthbridge und Eingabe-/ Ausgabe (E/A)-Steuereinheiten-Knotenpunkt). Mit dem NB/MCH 702 sind eine Verarbeitungseinheit 706, ein Hauptspeicher 708 und ein Grafikprozessor 710 verbunden. Der Grafikprozessor 710 kann über einen beschleunigten Grafikanschluss (accelerated graphics port, AGP) mit dem NB/MCH 702 verbunden sein.

[0104] In dem dargestellten Beispiel ist der Adapter 712 des lokalen Netzwerks (LAN) mit dem SB/ICH 704 verbunden. Ein Audio-Adapter 716, ein Tastatur- und Mausadapter 720, ein Modem 722, ein Nur-Lese-Speicher (ROM) 724, ein Festplattenlaufwerk (HDD) 726, ein CD-ROM-Laufwerk 730, Universal-Serial-Bus(USB)-Anschlüsse und andere Datenübertragungsanschlüsse 732 sowie PCI/PCIe-Einheiten 734 sind über einen Bus 738 und einen Bus 740 mit dem SB/ICH 704 verbunden. Zu PCI/PCIe-Einheiten können zum Beispiel Ethernet-Adapter, Erweiterungskarten (add-in cards) und PC-Karten für Notebook-Computer gehören. PCI verwendet im Gegensatz zu PCIe eine Karten-Bus-Steuereinheit. Bei dem ROM 724 kann es sich zum Beispiel um ein grundlegendes Flash-Eingabe-/ Ausgabesystem (flash basic input/output system, BIOS) handeln.

[0105] Das Festplattenlaufwerk 726 und das CD-ROM-Laufwerk 730 sind über den Bus 740 mit dem

SB/ICH 704 verbunden. Das Festplattenlaufwerk 726 und das CD-ROM-Laufwerk 730 können zum Beispiel eine integrierte Treiberelektronik (integrated drive electronics, IDE) oder eine Serial-Advanced-Technology-Attachment(SATA)-Schnittstelle verwenden. Eine Super-E/A-Einheit (super I/O, SIO) 736 kann mit dem SB/ICH 704 verbunden sein.

[0106] Auf der Verarbeitungseinheit 706 läuft ein Betriebssystem. Das Betriebssystem koordiniert verschiedene Komponenten innerhalb des Datenverarbeitungssystems 700 in **Fig.** 7 und stellt die Steuerung für diese bereit. Als Client kann es sich bei dem Betriebssystem um ein handelsübliches Betriebssystem wie beispielsweise Microsoft® Windows 10® handeln. Ein objektorientiertes Programmiersystem wie das Programmiersystem Java™ kann in Verbindung mit dem Betriebssystem ausgeführt werden und stellt Aufrufe von Java™-Programmen oder Anwendungen, die in dem Datenverarbeitungssystem 700 ausgeführt werden, an das Betriebssystem bereit.

[0107] Als Server kann es sich bei dem Datenverarbeitungssystem 700 zum Beispiel um ein Computersystem IBM® eServer™ System p°, ein prozessorgestütztes Computersystem Power™ oder Ähnliches handeln, das mit dem Betriebssystem Advanced Interactive Executive (AIX°) oder dem Betriebssystem LINUX® läuft. Bei dem Datenverarbeitungssystem 700 kann es sich um ein symmetrisches Mehrprozessorsystem (SMP-System) mit einer Mehrzahl von Prozessoren in einer Verarbeitungseinheit 706 handeln. Alternativ kann ein Einzelprozessorsystem verwendet werden.

[0108] Anweisungen für das Betriebssystem, das objektorientierte Programmiersystem und Anwendungen oder Programme befinden sich auf Speichereinheiten wie dem Festplattenlaufwerk 726 und können zur Ausführung durch die Verarbeitungseinheit 706 in den Hauptspeicher 708 geladen werden. Die Prozesse für veranschaulichende Ausführungsformen der vorliegenden Erfindung können von der Verarbeitungseinheit 706 mit von einem Computer verwendbaren Programmcode durchgeführt werden, der sich in einem Speicher wie beispielsweise dem Hauptspeicher 708, dem ROM 724 oder zum Beispiel in einer oder mehreren peripheren Einheiten 726 und 730 befinden kann.

[0109] Ein Bussystem wie der in **Fig.** 7 gezeigte Bus 738 oder Bus 740 kann einen oder mehrere Busse aufweisen. Selbstverständlich kann das Bussystem unter Verwendung jeder Art von Datenübertragungsstruktur oder -architektur ausgeführt werden, die eine Datenübertragung zwischen verschiedenen an die Struktur oder Architektur angeschlossenen Komponenten oder Einheiten bereitstellt. Eine Datenübertragungseinheit wie der Modem 722 oder der Netzwerkadapter 712 von **Fig.** 7 kann eine oder mehrere Einheiten enthalten, die zum Senden und Empfangen von Daten verwendet werden. Bei einem Speicher kann es sich beispielsweise um den Hauptspeicher 708, den ROM 724 oder einen Cache wie in dem NB/MCH 702 von **Fig.** 7 dargestellt handeln.

[0110] Wie vorstehend erwähnt, können die Mechanismen der veranschaulichenden Ausführungsformen in einigen veranschaulichenden Ausführungsformen als anwendungsspezifische Hardware, Firmware oder Ähnliches, Anwendungssoftware, die in einer Speichereinheit wie dem Festplattenlaufwerk 726 gespeichert und in den Speicher wie den Hauptspeicher 708 geladen wird, umgesetzt werden, um von einem oder mehreren Hardware-Prozessoren wie der Verarbeitungseinheit 706 oder Ähnlichem ausgeführt zu werden. Somit wird die in **Fig.** 7 dargestellte Datenverarbeitungseinheit in spezifischer Weise konfiguriert, um die Mechanismen der veranschaulichenden Ausführungsformen zu implementieren, und in spezifischer Weise konfiguriert, um die Operationen durchzuführen und die hier beschriebenen Ausgaben in Bezug auf die BBDL-Pipeline 200 in **Fig.** 2 und die Authentifizierungsmechanismen auf der Grundlage der Merkmale der von der BBDL-Pipeline 200 erzeugten Benutzereingaben zu erzeugen.

[0111] Fachleute erkennen, dass die Hardware in den **Fig.** 6 und **Fig.** 7 je nach Implementierung variieren kann. Andere interne Hardware- oder periphere Einheiten wie ein Flash-Speicher, ein gleichwertiger nichtflüchtiger Speicher oder Laufwerke für optische Platten oder Ähnliches können zusätzlich oder anstelle der in den **Fig.** 6 und **Fig.** 7 dargestellten Hardware verwendet werden. Zusätzlich können die Prozesse der veranschaulichenden Ausführungsformen auf ein anderes Mehrprozessor-Datenverarbeitungssystem als das zuvor genannte SMP-System angewandt werden, ohne vom Anwendungsbereich der vorliegenden Erfindung abzuweichen.

[0112] Das Datenverarbeitungssystem 700 kann darüber hinaus in Form einer beliebigen Anzahl von unterschiedlichen Datenverarbeitungssystemen vorliegen, unter anderem Client-Datenverarbeitungseinheiten, Server-Datenverarbeitungseinheiten, ein Tablet Computer, ein Laptop Computer, eine Telefon- oder andere Datenübertragungseinheit, ein Personal Digital Assistant (PDA) oder Ähnliches. In manchen veranschaulichenden Beispielen kann es sich bei dem Datenverarbeitungssystem 700 um eine tragbare Datenverarbeitungseinheit handeln, die mit einem Flash-Speicher konfiguriert ist, um einen nichtflüchtigen Speicher zum Speichern von beispielsweise Betriebssystemdateien und/oder benutzererzeugten Daten bereitzustellen. Bei dem Datenverarbeitungssystem 700 kann es sich im

Wesentlichen um ein bekanntes oder später entwickeltes Datenverarbeitungssystem ohne architektonische Beschränkung handeln.

[0113] Wie vorstehend erwähnt, sei darauf hingewiesen, dass die veranschaulichenden Ausführungsformen die Form einer kompletten Hardware-Ausführung, einer kompletten Software-Ausführung oder einer Ausführungsform haben können, die sowohl Hardware- als auch Software-Elemente enthält. In einer beispielhaften Ausführungsform sind die Mechanismen der veranschaulichenden Ausführungsformen in Software oder Programmcode umgesetzt, zu der/dem Firmware, residente Software, Mikrocode usw. gehört, ohne auf diese beschränkt zu sein.

[0114] Ein Datenverarbeitungssystem, das sich zum Speichern und/oder Ausführen von Programmcode eignet, enthält mindestens einen Prozessor, der direkt oder indirekt über einen Datenübertragungsbus wie beispielsweise einen Systembus mit Speicherelementen verbunden ist. Die Speicherelemente können einen lokalen Speicher enthalten, der während der eigentlichen Ausführung des Programmcodes verwendet wird, einen Massenspeicher und Caches, die eine vorübergehende Speicherung von mindestens einem Teil des Programmcodes bereitstellen, um die Häufigkeit zu verringern, mit der während der Ausführung aus dem Massenspeicher auf Code zugegriffen werden muss. Bei dem Speicher kann es sich um verschiedene Arten von Speichern handeln, darunter ROM, PROM, EPROM, EEPROM, DRAM, SRAM, Flash-Speicher, Halbleiterspeicher und Ähnliches, ohne darauf beschränkt zu sein.

[0115] Eingabe/Ausgabe- oder E/A-Einheiten (darunter Tastaturen, Anzeigen, Zeigeeinheiten usw., ohne auf diese beschränkt zu sein) können entweder direkt oder über dazwischengeschaltete drahtgebundene oder drahtlose E/A-Schnittstellen und/oder Steuereinheiten oder Ähnliches mit dem System verbunden sein. Die E/A-Einheiten können zahlreiche andere Formen als herkömmliche Tastaturen, Anzeigen, Zeigeeinheiten und Ähnliches aufweisen, beispielsweise Datenübertragungseinheiten, die über drahtgebundene oder drahtlose Verbindungen verbunden sind, darunter Smartphones, Tablet-Computer, Touchscreen-Einheiten, Spracherkennungseinheiten und Ähnliches, ohne auf diese beschränkt zu sein. Bekannte oder später entwickelte E/A-Einheiten sollen im Anwendungsbereich der veranschaulichenden Ausführungsformen enthalten sein.

[0116] Netzwerkadapter können ebenfalls mit dem System verbunden werden, damit das Datenverarbeitungssystemüber dazwischengeschaltete private oder öffentliche Netzwerke mit anderen Datenverarbeitungssystemen oder entfernt angeordneten Druckern oder Speichereinheiten verbunden werden kann. Modems, Kabelmodems und Ethernet-Karten sind nur einige der derzeit erhältlichen Arten von Netzwerkadaptern für drahtgebundene Datenübertragungen. Netzwerkadapter, die auf drahtloser Datenübertragung beruhen, können ebenfalls verwendet werden, darunter drahtlose Datenübertragungsadapter nach 802.11 a/b/g/n, drahtlose Bluetooth-Adapter und Ähnliches, ohne auf diese beschränkt zu sein. Bekannte oder später entwickelte Netzwerkadapter sollen im Anwendungsbereich der vorliegenden Erfindung enthalten sein.

[0117] Die Beschreibung der vorliegenden Erfindung wurde zum Zwecke der Veranschaulichung und Beschreibung vorgestellt, soll jedoch nicht erschöpfend oder auf die Erfindung in der offenbarten Form beschränkt sein. Für Fachleute ist offensichtlich, dass viele Änderungen und Abwandlungen möglich sind, ohne vom Anwendungsbereich der beschriebenen Ausführungsformen abzuweichen. Die Ausführungsform wurde ausgewählt und beschrieben, um die Grundgedanken der Erfindung und die praktische Anwendung am besten zu erläutern und um anderen Fachleuten ein Verständnis der Erfindung für verschiedene Ausführungsformen mit verschiedenen Änderungen zu ermöglichen, wie sie für die jeweils beabsichtigte Verwendung geeignet sind. Die hier verwendete Terminologie wurde gewählt, um die Grundgedanken der Ausführungsformen, die praktische Anwendung oder technische Verbesserung gegenüber Technologien auf dem Markt bestmöglich zu erläutern oder es Fachleuten zu ermöglichen, die hier beschriebenen Ausführungsformen zu verstehen.

Patentansprüche

1. Verfahren in einem Datenverarbeitungssystem, das mindestens einen Prozessor und mindestens einen Speicher aufweist, wobei der mindestens eine Speicher Anweisungen aufweist, die von dem mindestens einen Prozessor ausgeführt werden, um den mindestens einen Prozessor in spezifischer Weise so zu konfigurieren, dass er eine Pipeline für tiefes Lernen für die Verhaltensbiometrie (BBDL) implementiert, die eine Mehrzahl von Stufen von Computermodellen für maschinelles Lernen aufweist, die so arbeiten, dass sie das Verfahren implementieren, das aufweist:
Empfangen von räumlich-zeitlichen Eingabedaten von einem oder mehreren Sensoren, wobei die Eingabedaten einer Eingabe entsprechen, die einer Entität in einem vorgegebenen Zeitfenster zugehörig ist, das eine Mehrzahl von Zeitintervallen aufweist, wobei jedes Zeitintervall einen entsprechenden Teilsatz der räumlich-zeitlichen Eingabedaten aufweist, wobei die räumlich-zeitlichen Eingabedaten Eingabedaten aufweisen, die sowohl räumlich abhängig in Bezug auf einen physischen Bereich, der von

mindestens einem des einen oder mehreren Sensoren überwacht wird, als auch zeitlich abhängig sind; für jedes Zeitintervall der Mehrzahl von Zeitintervallen Verarbeiten eines Teilsatzes der räumlich-zeitlichen Eingabedaten, die dem Zeitintervall entsprechen, durch ein oder mehrere Computermodelle für maschinelles Lernen einer entsprechenden Stufe der Mehrzahl von Stufen, um einen Ausgabevektor zu erzeugen, der Werte aufweist, die eine interne Darstellung von räumlich-zeitlichen Eigenschaften der in dem Teilsatz der räumlich-zeitlichen Eingabedaten dargestellten Entität anzeigen;
Sammeln von Ausgabevektoren in der Mehrzahl von Stufen der BBDL-Pipeline, um einen endgültigen Ausgabevektor zu erzeugen, der endgültige Ausgabevektorwerte aufweist, die die räumlich-zeitlichen Eigenschaften der in den räumlich-zeitlichen Eingabedaten dargestellten Entität anzeigen; und
Authentifizieren der Entität durch das Datenverarbeitungssystem auf der Grundlage des endgültigen Ausgabevektors.

2. Verfahren nach Anspruch 1, wobei das Authentifizieren der Entität aufweist:
Vergleichen des endgültigen Ausgabevektors mit mindestens einem zuvor erzeugten Ausgabevektor, der von der BBDL-Pipeline erzeugt wurde und in einem Benutzerprofil für einen berechtigten Benutzer gespeichert ist, um eine Wahrscheinlichkeit festzulegen, dass der endgültige Ausgabevektor räumlich-zeitliche Eigenschaften eines Benutzers darstellt, die mit den räumlich-zeitlichen Eigenschaften des berechtigten Benutzers übereinstimmen; und
Steuern des Zugriffes auf geschützte Ressourcen als Reaktion auf Ergebnisse des Vergleichs.

3. Verfahren nach Anspruch 2, wobei das Steuern des Zugriffes auf geschützte Ressourcen als Reaktion auf das Festlegen der Wahrscheinlichkeit, dass der endgültige Ausgabevektor räumlich-zeitliche Eigenschaften des Benutzers darstellt, die mit räumlich-zeitlichen Eigenschaften des berechtigten Benutzers übereinstimmen, aufweist:
Gewähren des Zugriffes auf die geschützten Ressourcen für den Benutzer; und
Aktualisieren des Benutzerprofils, um den endgültigen Ausgabevektor aufzunehmen.

4. Verfahren nach Anspruch 1, wobei jede Stufe der BBDL-Pipeline ein bildverarbeitendes Computermodell für maschinelles Lernen aufweist und wobei für jede Stufe der BBDL-Pipeline das Verarbeiten des Teilsatzes von räumlich-zeitlichen Eingabedaten, die dem Zeitintervall entsprechen, aufweist:
Verarbeiten des Teilsatzes von räumlich-zeitlichen Eingabedaten, um räumlich-zeitliche Merkmale im Teilsatz von räumlich-zeitlichen Eingabedaten in ein Bild umzuwandeln; und
Durchführen einer Bildanalyse des Bildes durch das bildverarbeitende Computermodell für maschinelles Lernen der Stufe, um eine erste Vektorausgabe zu erzeugen.

5. Verfahren nach Anspruch 4, wobei jede Stufe der BBDL-Pipeline ein vollständig in einem neuronalen Netzwerk vernetztes Computermodell für maschinelles Lernen aufweist und wobei für jede Stufe der BBDL-Pipeline das Verarbeiten des Teilsatzes von räumlich-zeitlichen Eingabedaten, die dem Zeitintervall entsprechen, aufweist:
Verarbeiten des Teilsatzes von räumlich-zeitlichen Eingabedaten, um zeitliche Merkmale im Teilsatz von räumlich-zeitlichen Eingabedaten zu identifizieren; und
Verarbeiten der zeitlichen Merkmale durch das vollständig in einem neuronalen Netzwerk vernetzte Modell für maschinelles Lernen der Stufe, um einen zweiten Ausgabevektor zu erzeugen.

6. Verfahren nach Anspruch 5, wobei jede Stufe der BBDL-Pipeline eine Logik zum Einbetten von festen/kategorialen Daten aufweist und wobei für jede Stufe der BBDL-Pipeline das Verarbeiten des Teilsatzes von räumlich-zeitlichen Eingabedaten, die dem Zeitintervall entsprechen, aufweist:
Verarbeiten des Teilsatzes von räumlich-zeitlichen Eingabedaten, um feste/kategoriale Merkmale im Teilsatz von räumlich-zeitlichen Eingabedaten zu identifizieren; und
Verarbeiten der festen/kategorialen Merkmale durch die Logik zum Einbetten von festen/kategorialen Daten der Stufe, um einen dritten Ausgabevektor zu erzeugen.

7. Verfahren nach Anspruch 6, wobei jede Stufe der BBDL-Pipeline eine Kombinationslogik aufweist, die so arbeitet, dass sie den ersten Ausgabevektor, den zweiten Ausgabevektor und den dritten Ausgabevektor kombiniert, um einen kombinierten Ausgabevektor zu erzeugen, der in ein Computermodell für maschinelles Lernen einer Hauptstufe der Stufe eingegeben wird.

8. Verfahren nach Anspruch 7, wobei jedes Computermodell für maschinelles Lernen einer Hauptstufe jeder Stufe der BBDL-Pipeline einen entsprechenden kombinierten Ausgabevektor seiner entsprechenden Stufe zusammen mit einer Eingabe von einer vorherigen Stufe der BBDL-Pipeline verarbeitet, um einen Stufenausgabevektor zu erzeugen, und wobei das Sammeln von Ausgabevektoren in der Mehrzahl von Stufen der BBDL-Pipeline, um einen endgültigen Ausgabevektor zu erzeugen, für jede Stufe Ausgeben des Stufenausgabevektors als Eingabe für eine nächste Stufe in der BBDL-Pipeline aufweist, und wobei ein Stufenausgabevektor eines Computermodells für maschinelles Lernen

einer Hauptstufe einer letzten Stufe der BBDL-Pipeline der endgültige Ausgabevektor ist.

9. Verfahren nach Anspruch 8, wobei Informationen über eine eingebettete Einheit in ein Computermodell für maschinelles Lernen einer Hauptstufe einer ersten Stufe der BBDL-Pipeline eingegeben werden und wobei das Computermodell für maschinelles Lernen einer Hauptstufe einen kombinierten Ausgabevektor, der der ersten Stufe zugehörig ist, zusammen mit den Informationen über eine eingebettete Einheit verarbeitet, um einen Stufenausgabevektor für die erste Stufe zu erzeugen.

10. Verfahren nach Anspruch 1, wobei der eine oder mehrere Sensoren Berührungssensoren einer berührungsempfindlichen Anzeigeeinheit aufweisen und wobei die räumlich-zeitlichen Eingabedaten Sensordaten aufweisen, die Merkmale einer Berührungseingabe der Entität anzeigen.

11. Computerprogrammprodukt, das ein durch einen Computer lesbares Speichermedium mit einem darauf gespeicherten durch einen Computer lesbaren Programm aufweist, wobei, wenn das durch einen Computer lesbare Programm auf einer Datenverarbeitungseinheit ausgeführt wird, es die Datenverarbeitungseinrichtung veranlasst, eine Pipeline für tiefes Lernen für die Verhaltensbiometrie (BBDL) zu implementieren, die eine Mehrzahl von Stufen von Computermodellen für maschinelles Lernen aufweist, die so arbeiten, dass sie:
räumlich-zeitliche Eingabedaten von einem oder mehreren Sensoren empfangen, wobei die Eingabedaten einer Eingabe entsprechen, die einer Entität in einem vorgegebenen Zeitfenster zugehörig ist, das eine Mehrzahl von Zeitintervallen aufweist, wobei jedes Zeitintervall einen entsprechenden Teilsatz der räumlich-zeitlichen Eingabedaten aufweist, wobei die räumlich-zeitlichen Eingabedaten Eingabedaten aufweisen, die sowohl räumlich abhängig in Bezug auf einen physischen Bereich, der von mindestens einem des einen oder mehreren Sensoren überwacht wird, als auch zeitlich abhängig sind;
für jedes Zeitintervall der Mehrzahl von Zeitintervallen einen Teilsatz der räumlich-zeitlichen Eingabedaten, die dem Zeitintervall entsprechen, durch ein oder mehrere Computermodelle für maschinelles Lernen einer entsprechenden Stufe der Mehrzahl von Stufen verarbeiten, um einen Ausgabevektor zu erzeugen, der Werte aufweist, die eine interne Darstellung von räumlich-zeitlichen Eigenschaften der in dem Teilsatz der räumlich-zeitlichen Eingabedaten dargestellten Entität anzeigen;
Ausgabevektoren in der Mehrzahl von Stufen der BBDL-Pipeline sammeln, um einen endgültigen Ausgabevektor zu erzeugen, der endgültige Ausgabevektorwerte aufweist, die die räumlich-zeitlichen Eigenschaften der in den räumlich-zeitlichen Eingabedaten dargestellten Entität anzeigen; und
die Entität durch das Datenverarbeitungssystem auf der Grundlage des endgültigen Ausgabevektors authentifizieren.

12. Computerprogrammprodukt nach Anspruch 11, wobei das Authentifizieren der Entität aufweist:
Vergleichen des endgültigen Ausgabevektors mit mindestens einem zuvor erzeugten Ausgabevektor, der von der BBDL-Pipeline erzeugt wurde und in einem Benutzerprofil für einen berechtigten Benutzer gespeichert ist, um eine Wahrscheinlichkeit festzulegen, dass der endgültige Ausgabevektor räumlich-zeitliche Eigenschaften eines Benutzers darstellt, die mit den räumlich-zeitlichen Eigenschaften des berechtigten Benutzers übereinstimmen; und
Steuern des Zugriffes auf geschützte Ressourcen als Reaktion auf Ergebnisse des Vergleichs.

13. Computerprogrammprodukt nach Anspruch 12, wobei das Steuern des Zugriffes auf geschützte Ressourcen als Reaktion auf das Festlegen der Wahrscheinlichkeit, dass der endgültige Ausgabevektor räumlich-zeitliche Eigenschaften des Benutzers darstellt, die mit räumlich-zeitlichen Eigenschaften des berechtigten Benutzers übereinstimmen, aufweist:
Gewähren des Zugriffes auf die geschützten Ressourcen für den Benutzer; und
Aktualisieren des Benutzerprofils, um den endgültigen Ausgabevektor aufzunehmen.

14. Computerprogrammprodukt nach Anspruch 11, wobei jede Stufe der BBDL-Pipeline ein bildverarbeitendes Computermodell für maschinelles Lernen aufweist und wobei für jede Stufe der BBDL-Pipeline das Verarbeiten des Teilsatzes von räumlich-zeitlichen Eingabedaten, die dem Zeitintervall entsprechen, aufweist:
Verarbeiten des Teilsatzes von räumlich-zeitlichen Eingabedaten, um räumlich-zeitliche Merkmale im Teilsatz von räumlich-zeitlichen Eingabedaten in ein Bild umzuwandeln; und
Durchführen einer Bildanalyse des Bildes durch das bildverarbeitende Computermodell für maschinelles Lernen der Stufe, um eine erste Vektorausgabe zu erzeugen.

15. Computerprogrammprodukt nach Anspruch 14, wobei jede Stufe der BBDL-Pipeline ein vollständig in einem neuronalen Netzwerk vernetztes Computermodell für maschinelles Lernen aufweist und wobei für jede Stufe der BBDL-Pipeline das Verarbeiten des Teilsatzes von räumlich-zeitlichen Eingabedaten, die dem Zeitintervall entsprechen, aufweist:
Verarbeiten des Teilsatzes von räumlich-zeitlichen Eingabedaten, um zeitliche Merkmale im Teilsatz von räumlich-zeitlichen Eingabedaten zu identifizieren; und

Verarbeiten der zeitlichen Merkmale durch das vollständig in einem neuronalen Netzwerk vernetzte Modell für maschinelles Lernen der Stufe, um einen zweiten Ausgabevektor zu erzeugen.

16. Computerprogrammprodukt nach Anspruch 15, wobei jede Stufe der BBDL-Pipeline eine Logik zum Einbetten von festen/kategorialen Daten aufweist und wobei für jede Stufe der BBDL-Pipeline das Verarbeiten des Teilsatzes von räumlich-zeitlichen Eingabedaten, die dem Zeitintervall entsprechen, aufweist:
Verarbeiten des Teilsatzes von räumlich-zeitlichen Eingabedaten, um feste/kategoriale Merkmale im Teilsatz von räumlich-zeitlichen Eingabedaten zu identifizieren; und
Verarbeiten der festen/kategorialen Merkmale durch die Logik zum Einbetten von festen/kategorialen Daten der Stufe, um einen dritten Ausgabevektor zu erzeugen.

17. Computerprogrammprodukt nach Anspruch 16, wobei jede Stufe der BBDL-Pipeline eine Kombinationslogik aufweist, die so arbeitet, dass sie den ersten Ausgabevektor, den zweiten Ausgabevektor und den dritten Ausgabevektor kombiniert, um einen kombinierten Ausgabevektor zu erzeugen, der in ein Computermodell für maschinelles Lernen einer Hauptstufe der Stufe eingegeben wird.

18. Computerprogrammprodukt nach Anspruch 17, wobei jedes Computermodell für maschinelles Lernen einer Hauptstufe jeder Stufe der BBDL-Pipeline einen entsprechenden kombinierten Ausgabevektor seiner entsprechenden Stufe zusammen mit einer Eingabe von einer vorherigen Stufe der BBDL-Pipeline verarbeitet, um einen Stufenausgabevektor zu erzeugen, und bei dem das Sammeln von Ausgabevektoren in der Mehrzahl von Stufen der BBDL-Pipeline, um einen endgültigen Ausgabevektor zu erzeugen, für jede Stufe Ausgeben des Stufenausgabevektors als Eingabe für eine nächste Stufe in der BBDL-Pipeline aufweist, und wobei ein Stufenausgabevektor eines Computermodells für maschinelles Lernen einer Hauptstufe einer letzten Stufe der BBDL-Pipeline der endgültige Ausgabevektor ist.

19. Computerprogrammprodukt nach Anspruch 18, wobei Informationen über eine eingebettete Einheit in ein Computermodell für maschinelles Lernen einer Hauptstufe einer ersten Stufe der BBDL-Pipeline eingegeben werden und wobei das Computermodell für maschinelles Lernen einer Hauptstufe einen kombinierten Ausgabevektor, der der ersten Stufe zugehörig ist, zusammen mit den Informationen über eine eingebettete Einheit verarbeitet, um einen Stufenausgabevektor für die erste Stufe zu erzeugen.

20. Vorrichtung, die aufweist:
mindestens einen Prozessor; und
mindestens einen Speicher, der mit dem mindestens einen Prozessor verbunden ist, wobei der mindestens eine Speicher Anweisungen aufweist, die, wenn sie von dem mindestens einen Prozessor ausgeführt werden, den mindestens einen Prozessor veranlassen, eine Pipeline für tiefes Lernen für die Verhaltensbiometrie (BBDL) zu implementieren, die eine Mehrzahl von Stufen von Computermodellen für maschinelles Lernen aufweist, die so arbeiten, dass sie:
räumlich-zeitliche Eingabedaten von einem oder mehreren Sensoren empfangen, wobei die Eingabedaten einer Eingabe entsprechen, die einer Entität in einem vorgegebenen Zeitfenster zugehörig ist, das eine Mehrzahl von Zeitintervallen aufweist, wobei jedes Zeitintervall einen entsprechenden Teilsatz der räumlich-zeitlichen Eingabedaten aufweist, wobei die räumlich-zeitlichen Eingabedaten Eingabedaten aufweisen, die sowohl räumlich abhängig in Bezug auf einen physischen Bereich, der von mindestens einem des einen oder mehreren Sensoren überwacht wird, als auch zeitlich abhängig sind;
für jedes Zeitintervall der Mehrzahl von Zeitintervallen einen Teilsatz der räumlich-zeitlichen Eingabedaten, die dem Zeitintervall entsprechen, durch ein oder mehrere Computermodelle für maschinelles Lernen einer entsprechenden Stufe der Mehrzahl von Stufen verarbeiten, um einen Ausgabevektor zu erzeugen, der Werte aufweist, die eine interne Darstellung von räumlich-zeitlichen Eigenschaften der in dem Teilsatz der räumlich-zeitlichen Eingabedaten dargestellten Entität anzeigen;
Ausgabevektoren in der Mehrzahl von Stufen der BBDL-Pipeline sammeln, um einen endgültigen Ausgabevektor zu erzeugen, der endgültige Ausgabevektorwerte aufweist, die die räumlich-zeitlichen Eigenschaften der in den räumlich-zeitlichen Eingabedaten dargestellten Entität anzeigen; und
die Entität durch das Datenverarbeitungssystem auf der Grundlage des endgültigen Ausgabevektors authentifizieren.

Es folgen 6 Seiten Zeichnungen

Anhängende Zeichnungen

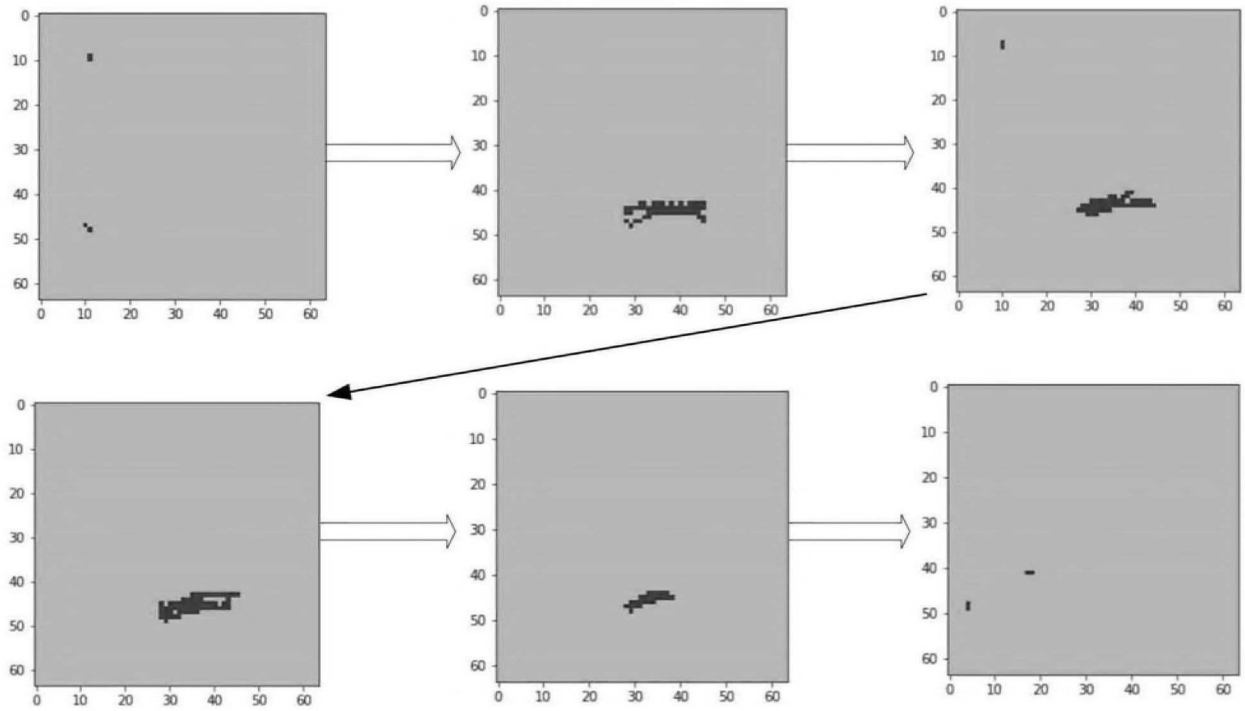
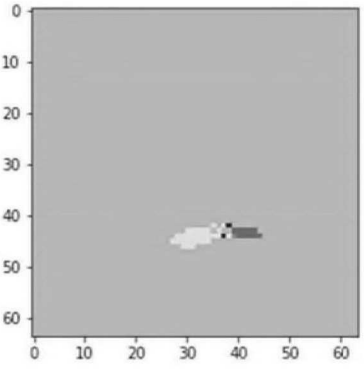
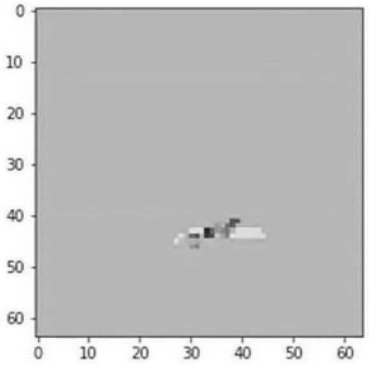


FIG. 1A



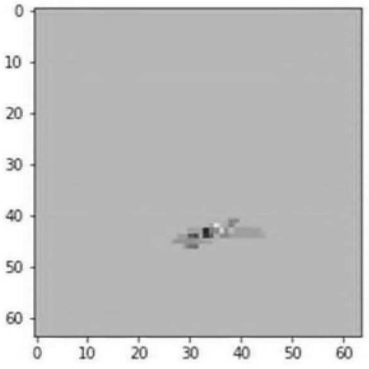
Größe der Wischfläche

FIG. 1B



Wischgeschwindigkeit

FIG. 1C



Wischbeschleunigung

FIG. 1D

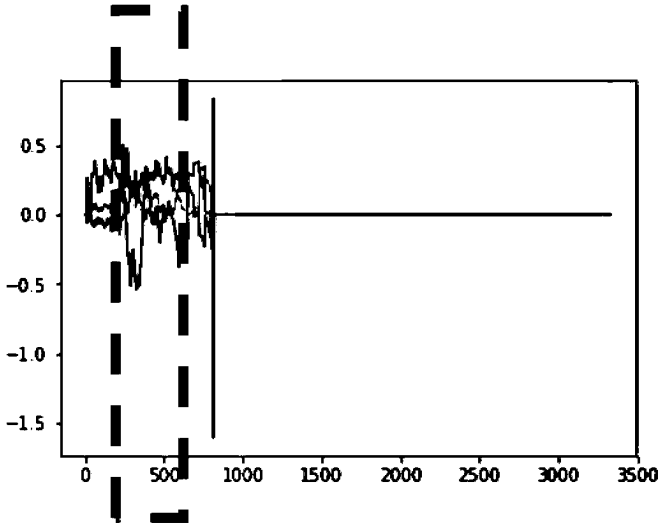
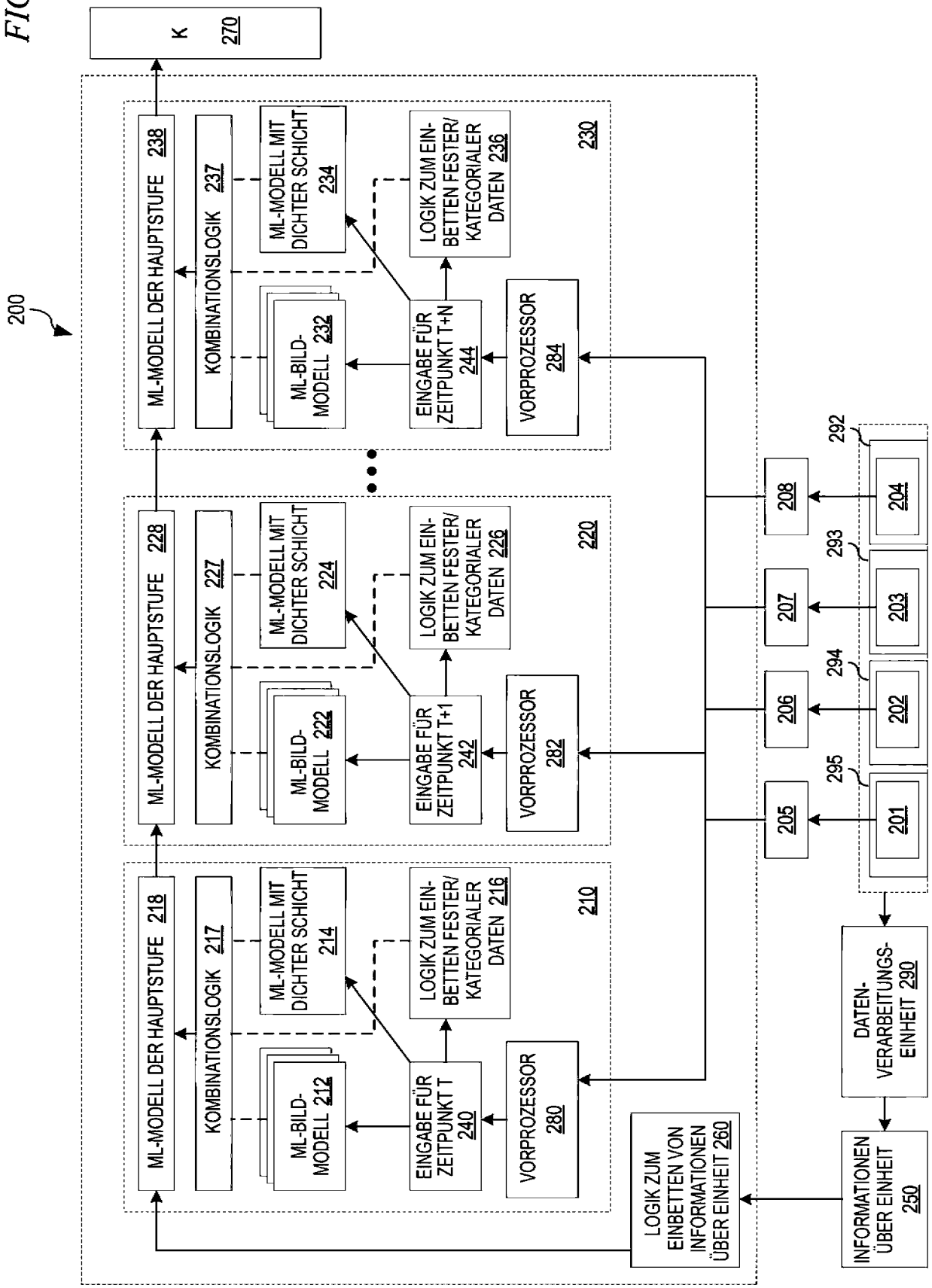


FIG. 1E

FIG. 2


200
K
270
ML-MODELL DER HAUPTSTUFE 238
KOMBINATIONSLOGIK 237
ML-MODELL MIT DICHTER SCHICHT 234
LOGIK ZUM EINBETTEN FESTER/KATEGORIALER DATEN 236
ML-BILD-MODELL 232
EINGABE FÜR ZEITPUNKT T+N 244
VORPROZESSOR 284
230
ML-MODELL DER HAUPTSTUFE 228
KOMBINATIONSLOGIK 227
ML-MODELL MIT DICHTER SCHICHT 224
LOGIK ZUM EINBETTEN FESTER/KATEGORIALER DATEN 226
ML-BILD-MODELL 222
EINGABE FÜR ZEITPUNKT T+1 242
VORPROZESSOR 282
220
ML-MODELL DER HAUPTSTUFE 218
KOMBINATIONSLOGIK 217
ML-MODELL MIT DICHTER SCHICHT 214
LOGIK ZUM EINBETTEN FESTER/KATEGORIALER DATEN 216
ML-BILD-MODELL 212
EINGABE FÜR ZEITPUNKT T 240
VORPROZESSOR 280
210
LOGIK ZUM EINBETTEN VON INFORMATIONEN ÜBER EINHEIT 260
208
207
206
205
292
293
294
295
204
203
202
201
DATEN-VERARBEITUNGS-EINHEIT 290
INFORMATIONEN ÜBER EINHEIT 250

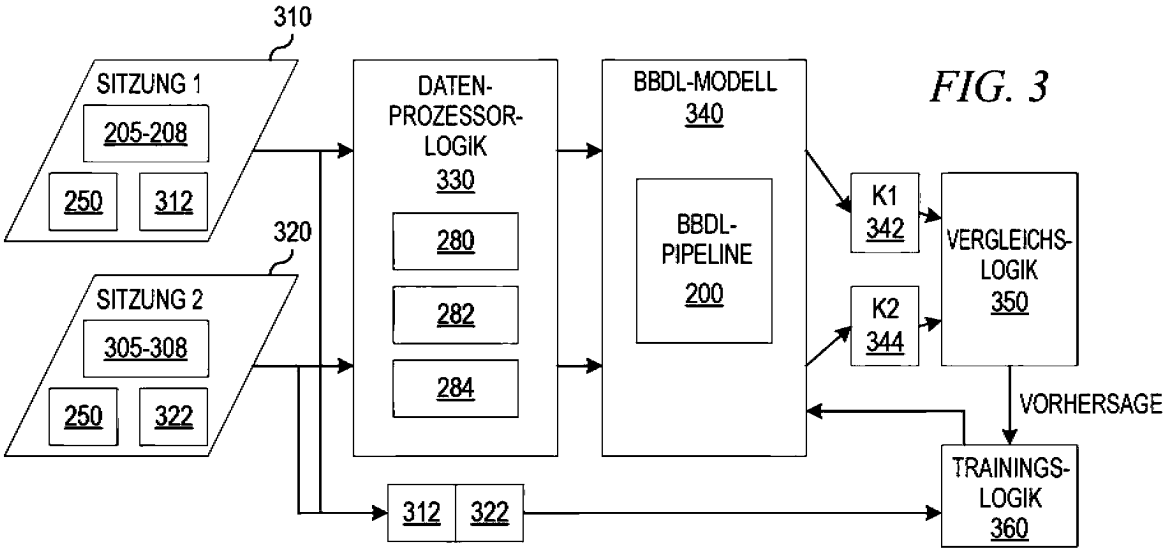

310
SITZUNG 1
205-208
250
312
320
SITZUNG 2
305-308
250
322
DATEN-PROZESSOR-LOGIK
330
280
282
284
BBDL-MODELL
340
BBDL-PIPELINE
200
K1
342
K2
344
VERGLEICHS-LOGIK
350
VORHERSAGE
TRAININGS-LOGIK
360
312
322

FIG. 3

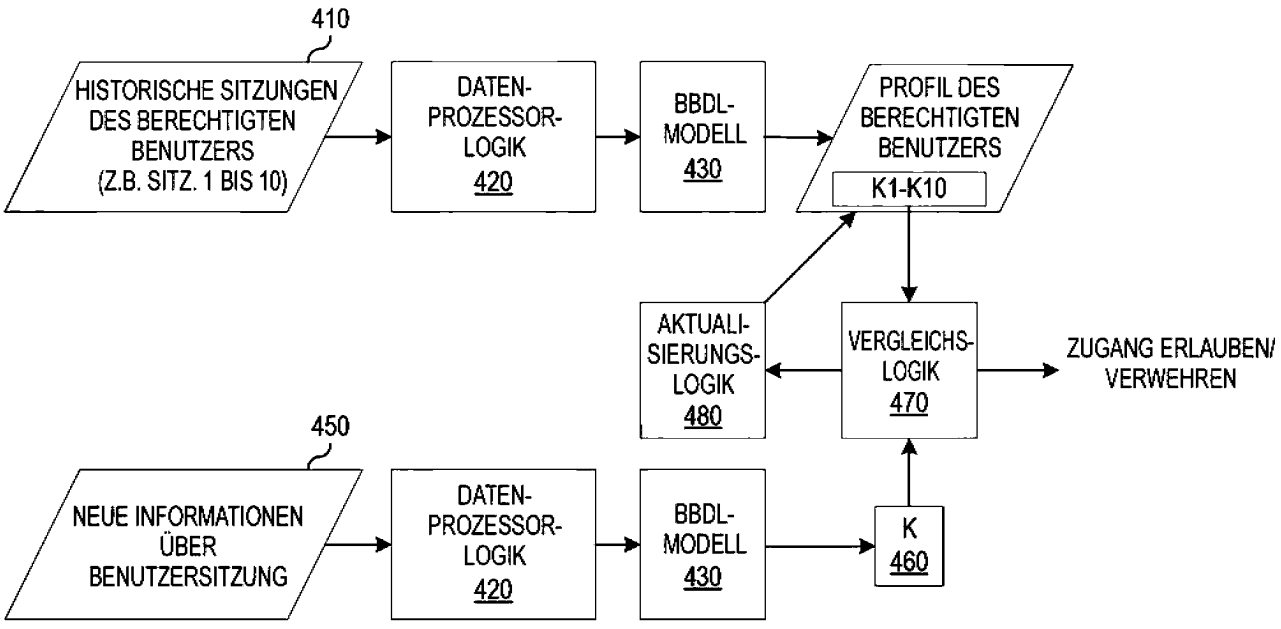

410
HISTORISCHE SITZUNGEN DES BERECHTIGTEN BENUTZERS (Z.B. SITZ. 1 BIS 10)
DATEN-PROZESSOR-LOGIK
420
BBDL-MODELL
430
PROFIL DES BERECHTIGTEN BENUTZERS
K1-K10
AKTUALI-SIERUNGS-LOGIK
480
VERGLEICHS-LOGIK
470
ZUGANG ERLAUBEN/ VERWEHREN
450
NEUE INFORMATIONEN ÜBER BENUTZERSITZUNG
DATEN-PROZESSOR-LOGIK
420
BBDL-MODELL
430
K
460

FIG. 4

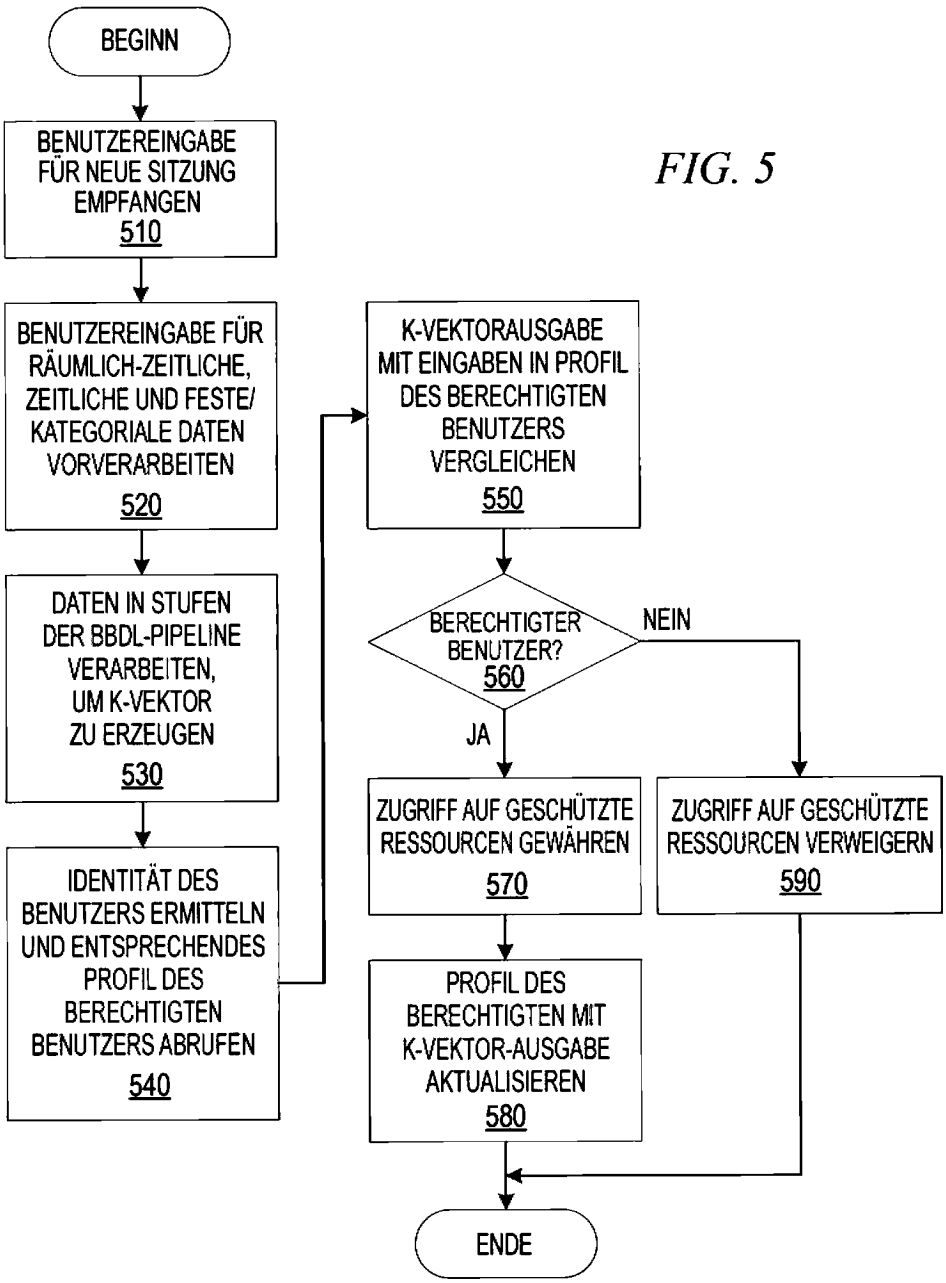

BEGINN
BENUTZEREINGABE FÜR NEUE SITZUNG EMPFANGEN 510
BENUTZEREINGABE FÜR RÄUMLICH-ZEITLICHE, ZEITLICHE UND FESTE/ KATEGORIALE DATEN VORVERARBEITEN 520
DATEN IN STUFEN DER BBDL-PIPELINE VERARBEITEN, UM K-VEKTOR ZU ERZEUGEN 530
IDENTITÄT DES BENUTZERS ERMITTELN UND ENTSPRECHENDES PROFIL DES BERECHTIGTEN BENUTZERS ABRUFEN 540
K-VEKTORAUSGABE MIT EINGABEN IN PROFIL DES BERECHTIGTEN BENUTZERS VERGLEICHEN 550
BERECHTIGTER BENUTZER? 560
NEIN
JA
ZUGRIFF AUF GESCHÜTZTE RESSOURCEN GEWÄHREN 570
ZUGRIFF AUF GESCHÜTZTE RESSOURCEN VERWEIGERN 590
PROFIL DES BERECHTIGTEN MIT K-VEKTOR-AUSGABE AKTUALISIEREN 580
ENDE

FIG. 5

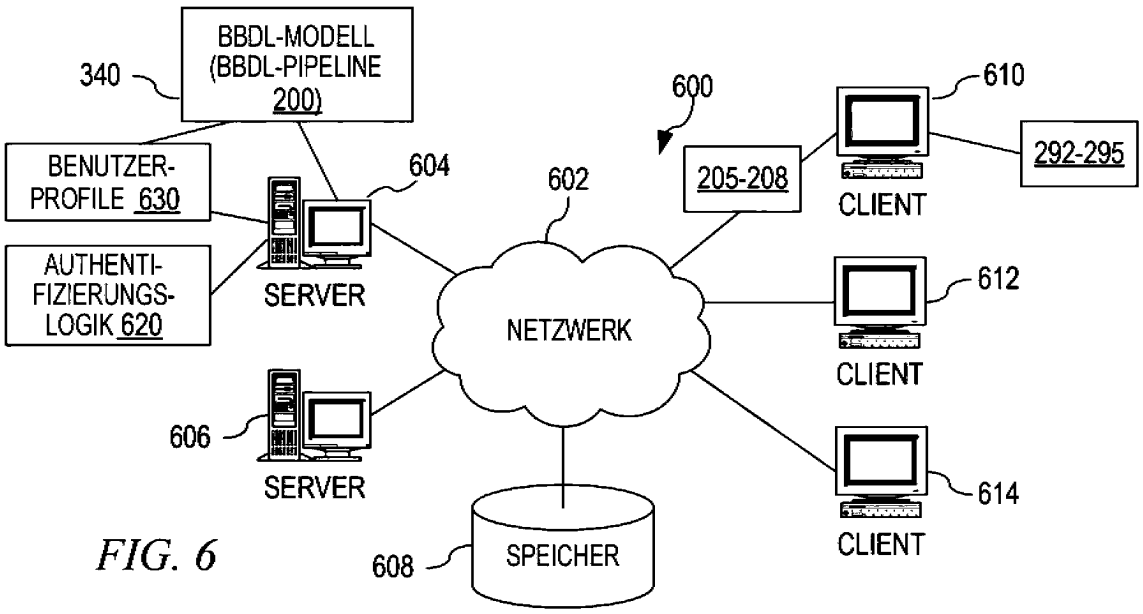


FIG. 6

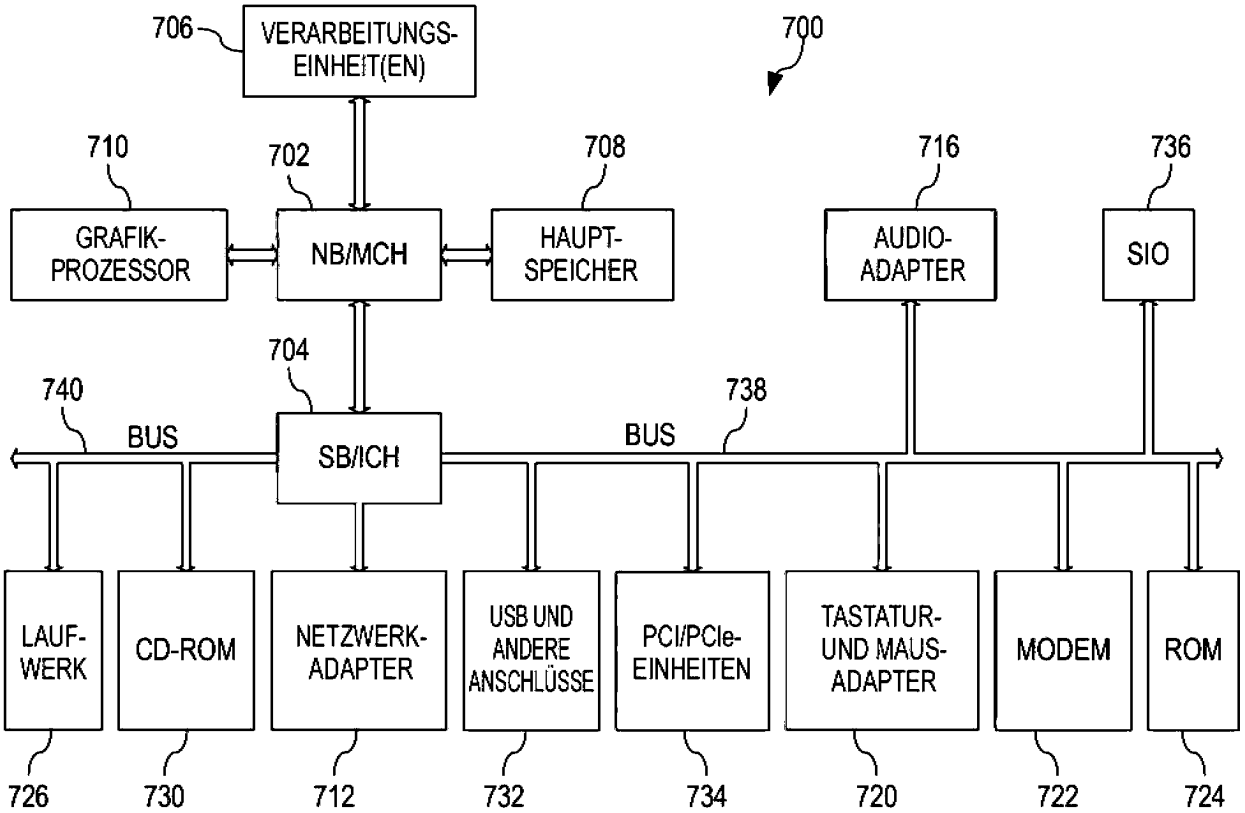


FIG. 7

 Das Dokument wurde durch die Firma Luminess hergestellt.