|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Projekt-  dokumentation |  |  |

Abschlussarbeit zur Vollendung des Volontariats   
und zum erfolgreichen Erwerb des Zertifikats zum  
„wissenschaftlicher Dokumentar / Information Specialist“

**Spezifikation und PoC der KI-gestützten**

**„Beta-Klassen-Recognition“ in der Presserecherche**



**Volontärjahrgang 2022**

|  |  |
| --- | --- |
| vorgelegt von: | Timo Schumacher B.A., M.A. |
|  | Turmstr. 89  55120 Mainz |
|  |  |
|  |  |
| Volontariats-/Traineepartner: | SWR |
| Referent: | Prof. Geribert E. Jakob |  |

Zusammenfassung

**1. Zielsetzung**

**Was war die Aufgabenstellung was waren die Rahmenbedingungen**

Die Recherche nach Interviews, Chronologien oder Kommentaren in Presseartikeln gehört zum Alltag am IDA-Desk des Südwestrundfunks (SWR). Im jetzigen System zur automatischen Verschlagwortung von Pressetexten werden nur Inhaltsklassen und Entitäten maschinell indexiert. Präsentationsformen werden bislang nur in Einzelfällen händisch indexiert. Dadurch wird die Recherche nach eben diesen erschwert und ist mit einem erhöhten Zeitaufwand verbunden. Die konkrete Suche nach Präsentationsformen ermöglicht es, schnell inhaltliche Schneisen zu schlagen. PAN soll ab dem 01.01.2023 durch MDH:Presse abgelöst werden. Dabei werden die bestehenden Daten in das neue System importiert und die PAN-spezifischen Präsentationsformen auf Normdatenbank-konforme Formen gemappt. Mit dem Umzug in MDH:Presse wird auch das aktuell eingesetzte Textmining abgelöst. In der zukünftigen Crossmedialen Suche in Medas kommen diverse Mining-Services zum Einsatz.   
Der Service soll die Recherche nach Beta-Klassen ermöglichen und dadurch die Qualität der Rechercheergebnisse für Rechercheure\*innen steigern. Dazu soll ein Proof of concept (PoC) erstellt werden, indem verschiedene in Frage kommende Technologien zur Kategorisierung von Textdaten getestet werden. Geplant ist das Testen von Modellen auf Basis von Support Vektor Maschinen (SVM) und Logistischer Regression, sowie Deep-Learning Netzwerken auf Transformer-Architektur wie zum Beispiel BERT. Als Trainingsmaterial dienen zunächst Presseartikel aus PAN. Die Modellanforderungen sind bislang noch nicht spezifiziert, da beim Einsatz von KI bzw. Machine Learning in den seltensten Fällen hun­dert­pro­zen­tige Genauigkeit erreicht werden kann.

**2. (vereinbarte) Ergebnistypen**

Folgende Ergebnistypen wurden als relevant für die erfolgreiche Durchführung des Projekts identifiziert und vereinbart:

* Auswahl, Testung und Finetuning verschiedener KI-Modelle zur Erkennung von Präsentationsformen in Pressetexten
* Ausarbeitung eines PoCs zur Weitergabe an die Entwickler\*innen der Mining-Plattform
* Erstellung einer Spezifikation des KI-Modells
* Einbettung des Modells in einen Service, welcher in die Mining-Plattform von Medas implementiert werden kann

**3. (gelieferte) Ergebnistypen**

Folgende Ergebnistypen wurden erarbeitet und geliefert:

* Tests verschiedener KI-Modelle zur Erkennung von Präsentationsformen in Pressetexten
* Ausgearbeiteter Proof of Concept inklusive einer Spezifikation des KI-Modells mit weiteren Handlungsempfehlungen
* Dokumentierte Python Skripte zur Implementierung in die Mining-Plattform

**[Erläuterung und Bewertung der Ergebnisse aus der Spiegelstrichliste]** Der Proof of Concept mit Handlungsempfehlungen und dokumentierten Python-Skripten ist zur Übergabe an die Stakeholder bereit. Weitere Besprechungen stehen genauso wie die Prüfung noch aussteht, da die Implementierung und weitere Tests auf das Jahr 2023 verschoben worden sind. Die vorläufigen Ergebnisse sind vielsprechend und zeigen, dass die Bestimmung von Beta-Klassen bzw. Gattungen auf Basis der Pressetexte eingeschränkt möglich ist und somit die Recherche erleichtern kann.

**4. Change Requests**

Die meisten Ergebnistypen konnten geliefert werden und das Projekt konnte in großen Teilen fertiggestellt werden. Verzögerungen im Prozessverlauf und vorstellbar-kritische Zwischenergebnisse führten zu einer Anpassung der Ergebnistypen. Die Implementierung in den Miningservice, sowie Tests von weiteren KI-Modellen wurden auf 2023 verschoben. Stattdessen wurden die programmierten Skripte dokumentiert und sind zur Weitergabe an die Entwickler\*innen der Mining-Plattform bereit.

Synopsis

Spezifikation, Entwicklung und Implementierung eines KI-basierten Services zur Bestimmung der Präsentationsformen von Texten für die Presserecherche.

Schlagwörter

Künstliche Intelligenz, Textklassifikation, Verschlagwortung, Presse

Analytic Design and Results

**1. Target**

**What was the task what were the general conditions**

Searching for interviews, chronologies or comments in press articles is part of everyday life at the IDA desk of Südwestrundfunk (SWR). In the current system for automatic indexing of press texts, only content classes and entities are indexed automatically. Presentation forms have so far only been indexed manually in individual cases. This makes the search for these more difficult and takes more time. The concrete search for presentation forms makes it possible to quickly cut content-related aisles. PAN is to be replaced by MDH:Presse from 01.01.2023. In the process, the existing data will be imported into the new system and the PAN-specific presentation forms will be mapped to standards database-compliant forms. The move to MDH:Presse will also replace the text mining currently in use. Various mining services will be used in the future cross-media search in Medas.

The service is to enable research according to beta classes and thus increase the quality of the research results for researchers. To this end, a proof of concept (PoC) is to be created by testing various possible technologies for categorizing text data. We plan to test models based on Support Vector Machines (SVM) and Logistic Regression, as well as Deep Learning Networks on Transformer architecture such as BERT. Press articles from PAN will initially serve as training material. The model requirements have not yet been specified, since in the use of AI or machine learning in the rarest cases optimal accuracy can be achieved.

**2. (agreed) result types**

The following types of deliverables were identified and agreed upon as relevant to the successful completion of the project:

* Selection, testing and fine-tuning of different AI models for the recognition of presentation forms in press texts.
* Elaboration of a PoC to be passed on to the developers of the mining platform
* Creation of a specification of the AI model
* Embedding of the model in a service that can be implemented in the Medas mining platform.

**3. (delivered) result tasks**

The following types of results were developed and delivered:

* Tests of different AI models for the recognition of presentation forms in press texts
* Elaborated proof of concept including a specification of the AI model with further recommendations for action
* Documented Python scripts for implementation in the mining platform.

**[Explanation and evaluation of the results from the mirror list]** The proof of concept with recommended actions and documented Python scripts was successfully handed over to the stakeholders. Testing is still pending as implementation and further testing has been postponed to 2023. The preliminary results are promising and show that the determination of beta classes based on press releases is possible in a limited way and can thus facilitate research.

**4. Change Requests**

Most result types could be delivered and the project could be completed in large parts. Delays in the process and conceivably critical intermediate results led to an adjustment of the result types. The implementation in the mining service as well as tests of further AI models were postponed to 2023. Instead, the programmed scripts were documented and are ready to be passed on to the developers of the mining platform.

Synopsis

Specification, development and implementation of an AI-based service for determining the presentation forms of texts for press research.

Keywords

Artificial intelligence, text classification, tagging, press

Sperrvermerk

Die vorgelegte Projektarbeit basiert auf internen, vertraulichen Daten und Informationen des Südwestrundfunks (SWR) und der Arbeitsgemeinschaft der öffentlichrechtlichen Rundfunkanstalten der Bundesrepublik Deutschland (ARD). In diese Arbeit dürfen Dritte, mit Ausnahme der Gutachter und befugten Mitgliedern des Prüfungsausschusses, ohne ausdrückliche Zustimmung des SWR und der Verfasserin keine Einsicht nehmen. Eine Vervielfältigung und Veröffentlichung der Projektarbeit ohne ausdrückliche Genehmigung – auch auszugsweise – ist nicht erlaubt.

Inhaltsverzeichnis

Zusammenfassung 1

1 Einleitung 1

2 Analyse und Gestaltungsteil 5

2.1 IST-Problem 5

2.2 Zielsetzung und Ergebnistypen 6

2.3 Erwarteter Mehrwert 7

2.4 SWOT-Analyse 7

2.5 Text in Medas 9

2.5.1 Systemübersicht von MDH:Presse 11

2.6 Stakeholderanalyse 13

3 Grundbegriffe der natürlichen Sprachverarbeitung und KI 16

3.1 Natürliche Sprachverarbeitung 16

3.2 Vorprozessierung 17

3.2.1 Segmentierung und Tokenisierung 17

3.2.2 Stammformreduktion und Lemmatisierung 18

3.2.3 Stoppwortentfernung 19

3.3 Text als Zahlen 20

3.3.1 Sprachmodelle 20

3.3.2 Vektorisierung und Gewichtung 21

3.3.2.1 Einfache Termfrequenz 21

3.3.2.2 TF-IDF 21

3.4 Machine Learning zur Textklassifikation 22

3.4.1 Naiver Bayes 24

3.4.2 Logistische Regression 26

3.4.3 Support Vektor Machine 29

3.4.4 Deep Learning 31

3.4.5 Evaluation von Modellen 32

4 Datengrundlage 36

4.1 Datenübersicht 36

4.2 Struktur 38

5 Methodik 40

5.1 Preprocessing Pipeline 40

5.2 Klassifikationsparameter 41

6 Ergebnisse 44

7 Schluss 48

7.1 Best practices 48

7.2 Lessons learned 48

7.3 Ausblick 49

Quellen 50

Abbildungen 52

Tabellen 53

Abkürzungen und Akronyme 54

Anhang 55

Eidesstattliche Erklärung 59

# Einleitung

Um mit wachsenden Datenmengen umzugehen sind die privaten und öffentlich-rechtlichen Rundfunkarchive einerseits gefordert Innovationen voranzutreiben, um sie zu verarbeiten. Andererseits sehen sie sich mit strengen Kostensparzielen konfrontiert, die die Kapazitäten in Form von human Ressourcen für die Entwicklung solcher Innovationen beschränken.

Technische Innovationen beruhen dabei häufig auf Verfahren des maschinellen Lernens. Ein Teilgebiet davon ist die natürliche Sprachverarbeitung oder im Englischen Natural Language Processing(**NLP**). Viele Archivanwendungen inkorporieren bereits Verfahren zur Verarbeitung von natürlicher Sprache. In der ARD werden für das Audiomining beispielweise *Speech-To-Text*-Verfahren angewendet, um Wort- und Bewegtbildbeiträge zu verschriftlichen. Auf Grundlage dieser Transkripte können Rechercheur\*innen Suchabfragen in den jeweiligen Datenbanken starten. Dokumentar\*innen nutzen die Transkripte dagegen für die Erschließung. Die Transkripte können zudem als Grundlage für weitere Verfahren wie die Erkennung von Entitäten oder die inhaltliche Verschlagwortung (Indexierung) verwendet werden[[1]](#footnote-1).   
In den Workflows der Pressearchive sind diese Verfahren bereits fester Bestandteil. Dennoch muss an vielen Stellen noch händisch nachbearbeitet oder fehlende Metadaten ergänzt werden. Das liegt zum einen an der teilweise mangelnden Qualität der automatisierten Verfahren. Zum anderen liegt es daran, dass manche Aspekte noch nicht automatisch erschlossen werden können oder die bereits angesprochenen Kapazitäten fehlen, um Innovationen voranzutreiben. Aktuell werden deshalb die verschiedenen Arbeiten und Workflows priorisiert. Das hat zur Folge, dass nicht mehr alle Quellen voll erschlossen werden und somit potenziell-wichtige Metadaten in der Recherche fehlen oder den Dokumentar\*innen bei der Erschließung nicht zur Verfügung stehen. Deshalb sind stetige Innovationen und Verbesserungen der Workflows in den Archiven durch Verfahren der natürlichen Sprachverarbeitung von großer Bedeutung, da sie bereits jetzt viele Aufgaben ohne menschlichen Input übernehmen und der Trend hin zu weiteren vollautomatischen Anwendungen geht.  
So sagen (Bengfort, 2018, p. 1) unabhängig von den Anwendungsmöglichkeiten in den Archiven für die Zukunft von NLP-Anwendungen folgendes voraus:

*„We believe applications that rely on natural language interfaces are only going to become more common, replacing much of what is currently done with forms and clicks.“*

Ein Aufgabenbereich der natürlichen Sprachverarbeitung ist die Textklassifikation. Textklassifikation kann sich dabei auf verschiedene sprachliche Ebenen beziehen. Die Auszeichnung der grammatischen Funktion von Wörtern, das sogenannte *Part-of-Speech-*Tagging (POS-Tagging), ist ebenso eine Aufgabe der Textklassifikation wie die Zuweisung eines Themas oder die Auszeichnung der Präsentationsform bei einem Pressetext. Zum Einsatz kommen dabei verschiedene Algorithmen. In der Forschung geht es vor allem um die Optimierung und deren Vergleich, gemessen an der Klassifikationsleistung. Dabei spielen verschiedene Faktoren eine Rolle. Neben dem Klassifikator und den Parametereinstellungen sind dabei die zugrundeliegenden Daten ein Hauptfaktor. Natürliche Sprache ist komplex und die Auftretungserscheinungen variantenreich. Die Verarbeitung für eine Maschine ist daher nicht trivial.   
Im zurzeit eingesetzten System zur automatischen Verschlagwortung von Pressetexten werden nur inhaltliche Aspekte wie Entitäten, Geographika oder Themen maschinell indexiert. Präsentationsformen zählen zu den sogenannten Beta-Klassen bzw. formalen Klassen, da sie nicht direkt den Inhalt eines Textes beschreiben, sondern dessen Form. Den Pressetexten wird als Standardeinstellung immer die Klasse „Bericht“ vergeben. Andere Formen werden händisch nachgetragen, sofern sie überhaupt nachgetragen werden. Allerdings gehören Recherchen nach Interviews, Chronologien oder Kommentaren in Presseartikeln am multimedialen Recherchedesk[[2]](#footnote-2) der Abteilung Information, Dokumentation und Archive(**IDA**) des Südwestrundfunks (**SWR**) zum Alltag, sodass eine automatisierte Klassifikation der Präsentationsformen von Pressetexten der Recherche Abhilfe verschaffen würde. Um die Recherche zukünftig zu ermöglichen, wurde im Rahmen des Projektes Text in Medas (**TiM**) untersucht, welche Methoden der künstlichen Intelligenz bzw. des maschinellen Lernens geeignet sind, Präsentationsformen bzw. Gattungen automatisch zu bestimmen. Das Projekt TiM hat generell die Realisierung einer gemeinsamen Presseanwendung der Rundfunkanstalten im Media Data Hub (**MDH**) zum Ziel.   
Im Rahmen dieser Arbeit wird ein Proof of concept (**PoC**) erstellt, indem verschiedene in Frage kommende Technologien zur Kategorisierung von Textdaten getestet werden. Als Trainingsmaterial dienen Presseartikel aus dem Presse Archiv Netzwerk (**PAN**) -Datenbankbestand der Jahre 2013-2021. In einem Empfehlungsschreiben hat die EG:Mining priorisierte Präsentationsformen genannt, die für die automatische Gattungserkennung relevant sind. Auf diese wird sich auch in dieser Arbeit konzentriert (mehr dazu in **4.1**). Die Modellanforderungen sind nicht spezifiziert, da beim Einsatz von KI bzw. Machine Learning in den seltensten Fällen hun­dert­pro­zen­tige Genauigkeit erreicht werden kann. Welche Merkmale pro Gattung für eine automatisierte Erkennung genutzt werden können ist dabei schwierig vorab zu definieren, da eindeutige und trennscharfe Kriterien für einen algorithmischen Ansatz nicht in jedem Fall identifiziert werden können. Auch für Dokumentar\*innen ist die Zuordnung in der Praxis schwierig. Da die Selektierung von geeigneten, im Text vorhandenen Merkmalen für alle Gattungen aufwändig ist und damit nicht garantiert ist, dass die trainierten Klassifikatoren anschließend funktionieren, wird grundsätzlich darauf verzichtet. Eine Fragestellung, die der PoC am Ende der Testphase beantworten soll, ist, inwieweit die „rohen“ Pressetexte ohne die Auswahl von bestimmten textlichen Merkmalen als Grundlage ausreichen, um die Gattung zu bestimmen.   
Teilaspekte im Klassifikationsprozess, die einfach beeinflusst werden können, sind unter anderem der Einfluss verschiedener **Preprocessing-**Schritte, wie das **Stemming** oder die **Lemmatisierung**. Außerdem werden verschiedene Vektorisierungsmethoden geprüft. Dazu zählen ein einfacher **Count-Vectorizer**, sowie die häufig verwendete **TF:IDF‑**Vektorisierung. Bei der Auswahl des Klassifikationsalgorithmus werden drei Modelle aus dem Bereich des überwachten maschinellen Lernens miteinander verglichen, da die Untersuchung von allen Algorithmen, die zur Textklassifikation in Fragen kommen, den Rahmen dieser Arbeit sprengen würde. Diese werden häufig als B**aseline**-Modelle bezeichnet, weil sie entweder sehr simpel sind oder viel Potenzial besitzen, ohne große Rechenaufwände zu benötigen. Zu diesen zählen der **Naive Bayes**, die **Logistische Regression** und die Support Vektor Maschinen (**SVM**). Wegen seiner „naiven“ Annahme wird der Naive Bayes Algorithmus in der Literatur als simpel bezeichnet. Die Logistische Regression und die Support Vektor Maschinen erreichen allgemein gute Ergebnisse. In der Theorie werden auch Modelle vorgestellt, die auf einer DeepLearning-Architektur basieren, die aus praktischen Gründen nicht mehr angewendet werden konnten.[[3]](#footnote-3)

In Untersuchungen, die sich mit dem Vergleich verschiedener Algorithmen beschäftigen, mangelt es in vielen Fällen an einer tieferen Betrachtung der Funktionsweise. Es werden häufig lediglich die Ergebnisse der verschiedenen Algorithmen präsentiert. Währenddessen gibt es unzählige Anleitungen und Tutorials, die die praktische Anwendung nur bei „Spielzeugdaten“ veranschaulichen. Sie werden oft so bezeichnet, weile sie nur für einen bestimmten Einsatz optimiert sind. Diese Arbeit verbindet die ausführliche Herleitung und Erklärung der verschiedenen Prozesse, zeigt welche Aspekte bei der Klassifikation beachtet werden müssen und arbeitet dabei mit echten Datensätzen. Die genaue Beschreibung ist dabei essenziell für die Erstellung des PoCs, damit nicht nur die Entwickler\*innen die Funktionsweise verstehen, sondern auch Dokumentar\*innen diese nachvollziehen können.  
Die folgende Arbeit strukturiert sich in sieben Kapitel. **In Kapitel 2** wird die Arbeit in den Projektkontext eingeordnet und die Rahmenbedingungen beschrieben. Außerdem werden die Stakeholder analysiert und die SWOT-Analyse erläutert. Danach werden in **Kapitel 3** die grundlegenden Begriffe und Techniken der Textklassifikation detailliert beschrieben und erklärt. Anschließend wird die Datengrundlage in **Kapitel 4** vorgestellt, bevor in **Kapitel 5** die Methodik und **Kapitel 6** die Ergebnisse präsentiert werden. Im Schlussteil in **Kapitel 7** werden dann die Best Practices und die Lessons learned diskutiert und der Ausblick vorgestellt.

# Analyse und Gestaltungsteil

Der Zeitaufwand für die Durchführung wurde am Anfang der Projektphase analysiert und geschätzt. Nach eigener Schätzung sollte das Projekt an knapp 31 aktiven Projekttagen abgeschlossen werden. Wegen Krankheit in einer der geplanten Projektwochen verkürzte sich die verfügbare Zeit für die Umsetzung auf ca. 24 Tage.

Die Arbeit entsteht, wie bereits erwähnt, im Rahmen des Projektes TiM, auch wenn die Erkennung von Gattungen als Projekt als KI-Thema dem MDH: Mining zugeordnet werden könnte. Da das Thema allerdings nur für die Presse im Medas-Kontext relevant ist, sind die beteiligten Personen in diesem Stadium des Projektes noch aus dem Kreis von TiM. Die EG: Mining ist als Stakeholder mit berücksichtigt und wird über Fortschritt im Projektablauf informiert. Im **Abschnitt 2.1** wird auf die Systemstruktur von MDH:Presse eingegangen. Zunächst wird das IST-Problem ausgelegt, die Ergebnistypen vorgestellt, sowie der Mehrwert einer automatisierten Gattungserkennung und die SWOT-Analyse besprochen.

## IST-Problem

Die Recherche nach Interviews, Chronologien oder Kommentaren in Presseartikeln gehört zum Alltag am IDA-Desk des SWRs. Im jetzigen System zur automatischen Verschlagwortung von Pressetexten werden nur Inhaltsklassen und Entitäten maschinell indexiert. Die Präsentationsform, eine formale bzw. Beta-Klasse erhält als Default-Einstellung immer die Klasse „Bericht“. Sie bildet mit über 3.217.851 Treffern (Stand 25.01.2022) rund 71,5 Prozent der Treffermenge, während alle anderen Präsentationsformen in der Pressedatenbank (29 Formen mit kumulierten 1.281.310 Treffern, Stand 25.01.2022) auf rund 28,5 Prozent kommen. Diese Präsentationsformen werden bislang nur in Einzelfällen händisch indexiert. Dadurch wird die Recherche nach eben diesen erschwert und ist mit einem erhöhten Zeitaufwand verbunden. Die konkrete Suche nach Präsentationsformen ermöglicht es, schnell inhaltliche Schneisen zu schlagen. PAN soll im letzten Quartal 2022 durch MDH:Presse abgelöst werden. Dabei werden die bestehenden Daten in das neue System importiert und die PAN-spezifischen Präsentationsformen auf Normdatenbank-konforme Formen gemappt. Mit dem Umzug in MDH:Presse wird auch das aktuell eingesetzte Textmining abgelöst. Dieses stammt von der Firma Picturesafe. Da die Firma seit Jahren insolvent ist, erfolgen keine Updates mehr. In der zukünftigen Crossmedialen Suche in Medas kommen diverse Mining-Services zum Einsatz. Diese konzentrieren sich auf verschiedene Aufgaben wie **Keyword Extraction, Semantic Tagging***,* **Topic Modelling**oder **Named Entity Recognition** (NER). Für die einzelnen Mining-Services wird dabei auf verschiedene Technologien zurückgegriffen, die in Zusammenarbeit mit dem Frauenhofer-Institut für Intelligente Analyse- und Informationssysteme (**FIAIS**) entwickelt werden. Das Semantic Tagging wird durch das neuronale Netzwerk [*Starspace*](https://github.com/facebookresearch/StarSpace) von *facebookresearch* durchgeführt. Die Keyword Extraction nutzt die sogenannte *Term Frequency - Inverse Document Frequency* (*TF-IDF*) als Grundlage.Für die NER greift der Service auf die in [Standford entwickelte](https://nlp.stanford.edu/software/CRF-NER.html) und im [DKPro](https://dkpro.github.io/) implementierte Software zurück. Das Topic Modelling basiert auf der in [Mallet](https://mimno.github.io/Mallet/topics) verwendeten Implementierung des LDA-Algorithmus (Latent Dirichlet Allocation). Die Beta-Klassen-Recognition soll neben diesen bereits entwickelten Services die Textmining-Pipeline ergänzen.

## Zielsetzung und Ergebnistypen

Der Service soll die Recherche nach Beta-Klassen ermöglichen und als Microservice in die MDH-Plattform eingebunden werden. Dadurch steigt die Qualität der Rechercheergebnisse für Rechercheure\*innen. Der im Rahmen dieses Projektes entstehende Proof of concept (PoC) ist einer der Ergebnistypen . Dieser beinhaltet einen weiteren vorab vereinbarten Ergebnistypen - das Testen der verschiedenen in Frage kommende Technologien zur Kategorisierung von Textdaten. Getestet worden sind Modelle auf Basis von Support Vektor Maschinen (SVM) und Logistischer Regression und einem Naiven Bayes-Klassifikator. 2023 sollen weitere Tests mit Deep-Learning Netzwerken auf Transformer-Architektur wie zum Beispiel BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) erfolgen. Die Modellanforderungen sind bislang noch nicht spezifiziert, da beim Einsatz von KI bzw. Machine Learning in den seltensten Fällen hun­dert­pro­zen­tige Genauigkeit erreicht werden kann. Dennoch werden die möglichen Parametereinstellung getestet und die bestmöglichen zur Weitergabe ausgewählt.

## Erwarteter Mehrwert

Von einem fertig entwickelten Service wird vor allem die automatisierte Erschließung von weiteren Metadaten erwartet. Durch bessere technisch-formale Metadaten werden Presseartikel im Archiv schneller recherchier- und nutzbar. Dies hat außerdem zur Folge, dass Kosten-, Ressourcen und Zeit gespart werden, wenn automatisierbare Aufgabe nicht mehr von hochqualifiziertem Personal ausgeführt werden müssen. Aus den Erkenntnissen aus dem PoC können außerdem weitere Schlüsse gezogen werden, die bei der Entwicklung von weiteren Modellen für andere Mining-Aufgaben hilfreich sein könnten oder das entwickelte Modell für die Erkennung von anderen formalen Klassen genutzt werden kann.

## SWOT-Analyse

Zu Beginn des Projektes wurde eine SWOT-Analyse durchgeführt. Die Abkürzung SWOT besteht aus den englischen Wörtern **strengths, weakness, opportunities** und **threats**. Mit Hilfe der SWOT-Analyse können die Stärken und Schwächen und die Chancen und Risiken eines Projektes gegenübergestellt werden.  
Zu den wichtigsten Stärken zählt, dass von Seiten der Archive ein enormer Innovationswille vorhanden ist, der Projekte wie die Erkennung von Gattungen begrüßt und fördert. Ein anderes Beispiel dafür ist die agile Umstrukturierung der Abteilung IDA im SWR. Mit der langjährigen Kooperation mit externen sowie internen IT-Partnern ist im Laufe der Zeit auf der einen Seite eine mächtige Infrastruktur gewachsen, auf die zurückgegriffen werden kann. Außerdem besteht dadurch ein wertvolles Fachwissen, mit dem die bestmöglichen Produkte entwickelt werden können.  
Auf der anderen Seite können die gewachsene Strukturen für eine Lähmung des Fortschritts sorgen, da sie oft schwierig aufzulösen sind. Das hat nicht unbedingt immer einen technischen Hintergrund, sondern liegt oft auch an der fehlenden Bereitschaft für Veränderungen. Dieser Aspekt ist, zumindest für die IDA gesprochen, aber zu vernachlässigen, da wie erwähnt ein großer Innovationswille vorhanden ist.  
Die Chancen sind offensichtlich. Mit der automatischen Erkennung von Gattungen können Kosten, Ressourcen und dadurch Zeit gespart werden. Außerdem werden dadurch mehr Metadaten generiert. Diese können vereinzelnd allerdings ein Risiko darstellen, da davon auszugehen ist, dass eine Maschine nicht die gleiche Qualität erreichen kann, wie ein menschlicher Dokumentar. Der große Vorteil ist Zeitersparnis. Das bedeutet, dass ein Kompromiss eingegangen werden muss. Auf der einen Seite können Zeit, Kosten und Ressourcen gespart werden mit dem Nachteil, dass die Metadatenqualität unter Umständen darunter leidet. Auf der anderen Seite könnten qualitativ hochwertige Metadaten generiert werden mit dem Nachteil, dass das sehr zeitaufwendig wäre und Ressourcen blocken würde. Aus den vier Faktoren ergeben sich vier Strategien, die verfolgt werden können, die neben den Stärken, Schwächen, Chancen und Risiken in **Abbildung 1** zu sehen sind.

![Ein Bild, das Tisch enthält.

Automatisch generierte Beschreibung](data:image/jpeg;base64,/9j/4AAQSkZJRgABAQEAYABgAAD/4UCQRXhpZgAATU0AKgAAAAgABgALAAIAAAAmAAAIYgESAAMAAAABAAEAAAExAAIAAAAmAAAIiAEyAAIAAAAUAAAIrodpAAQAAAABAAAIwuocAAcAAAgMAAAAVgAAEUYc6gAAAAgAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAFdpbmRvd3MgUGhvdG8gRWRpdG9yIDEwLjAuMTAwMTEuMTYzODQAV2luZG93cyBQaG90byBFZGl0b3IgMTAuMC4xMDAxMS4xNjM4NAAyMDIyOjA2OjA3IDE2OjM3OjIyAAAGkAMAAgAAABQAABEckAQAAgAAABQAABEwkpEAAgAAAAM4MgAAkpIAAgAAAAM4MgAAoAEAAwAAAAEAAQAA6hwABwAACAwAAAkQAAAAABzqAAAACAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAMjAyMjowNjowNyAxNjozNjoyOAAyMDIyOjA2OjA3IDE2OjM2OjI4AAAAAAYBAwADAAAAAQAGAAABGgAFAAAAAQAAEZQBGwAFAAAAAQAAEZwBKAADAAAAAQACAAACAQAEAAAAAQAAEaQCAgAEAAAAAQAALuQAAAAAAAAAYAAAAAEAAABgAAAAAf/Y/9sAQwAIBgYHBgUIBwcHCQkICgwUDQwLCwwZEhMPFB0aHx4dGhwcICQuJyAiLCMcHCg3KSwwMTQ0NB8nOT04MjwuMzQy/9sAQwEJCQkMCwwYDQ0YMiEcITIyMjIyMjIyMjIyMjIyMjIyMjIyMjIyMjIyMjIyMjIyMjIyMjIyMjIyMjIyMjIyMjIy/8AAEQgA8QEAAwEhAAIRAQMRAf/EAB8AAAEFAQEBAQEBAAAAAAAAAAABAgMEBQYHCAkKC//EALUQAAIBAwMCBAMFBQQEAAABfQECAwAEEQUSITFBBhNRYQcicRQygZGhCCNCscEVUtHwJDNicoIJChYXGBkaJSYnKCkqNDU2Nzg5OkNERUZHSElKU1RVVldYWVpjZGVmZ2hpanN0dXZ3eHl6g4SFhoeIiYqSk5SVlpeYmZqio6Slpqeoqaqys7S1tre4ubrCw8TFxsfIycrS09TV1tfY2drh4uPk5ebn6Onq8fLz9PX29/j5+v/EAB8BAAMBAQEBAQEBAQEAAAAAAAABAgMEBQYHCAkKC//EALURAAIBAgQEAwQHBQQEAAECdwABAgMRBAUhMQYSQVEHYXETIjKBCBRCkaGxwQkjM1LwFWJy0QoWJDThJfEXGBkaJicoKSo1Njc4OTpDREVGR0hJSlNUVVZXWFlaY2RlZmdoaWpzdHV2d3h5eoKDhIWGh4iJipKTlJWWl5iZmqKjpKWmp6ipqrKztLW2t7i5usLDxMXGx8jJytLT1NXW19jZ2uLj5OXm5+jp6vLz9PX29/j5+v/aAAwDAQACEQMRAD8Ar6n/AMhW8/67P/M1Vr6qPwo8V7liw/5CNr/12T+YqvR1DoFFUIKKACigAooAKKALNg1ut/A12M24ceYMZ4rUC+HSzebJc5d8kx8BBu/hBX09elY1PaX9w0jyW94i8vw9v2mW+255cFeOvbb7L371JEfD4eSCQ3HktNlZh99U2/T+97VL9t5DXsyR/wDhG5MjNyp2RDcvy4IUB+MHqec/X8YfL8O5kAmvhgDaxI5+Y9tvpj8/wpL267DfszNvRai6b7EZDBtUjzDlgdoyOg6HI6VXreN7a7mTtfQKKoQUUAFFABRQAUUAdNfjwr/aNz5jaz5nmtu2rFjOecc1Xx4S/v63/wB8xf41yR+s2Xw/ibv2V+v4FiyXwqb+3Eb6zvMq7dyxYzkYzzXQf8IJon/P1qP/AI5/hWNWvXpPVLX1NKdKnNaXD/hBNE/5+tR/8c/wo/4QTRP+frUf/HP8Ky+vVey/Ev6tDuw/4QTRP+frUf8Axz/Cj/hBNE/5+tR/8c/wo+vVey/EPq0O7D/hBNE/5+tR/wDHP8KP+EE0T/n61H/xz/Cj69V7L8Q+rQ7sP+EE0T/n61H/AMc/wpT4D0QY/wBL1DkZ/g/wo+vVey/EPq0O7IZ/Bvh62QPNfaggJwOEyT7DHPQ/lT18D6C6qy3l+ysMgjZyPypfXqvZfiH1aHdh/wAIRoO8J9tv9xBIXMeSB17e4/OmyeC/D0RUSX1+pY4XJTn9KPr1XsvxD6tDux6+B9CdQy3moEEZH3P8KrHwt4YWTyzqN/u3BSAEOCW2jPHGTkfgfSj6/V7L8Q+rQ7stf8ILof8Az96h/wCOf4Uh8DaGBn7XqH/jn+FP69V7L8Q+rQ7sSPwRoMsayR3moMjgMpGzkH8KePAeiE4+16h/45/hS+vVey/EPq0O7E/4QTRP+frUf/HP8KP+EE0T/n61H/xz/Cn9eq9l+IfVod2Vz4R8OC6+zG91ITYB27F75xzjHY/kasf8ILof/P3qH/jn+FL69V7L8Q+rQ7sibwb4dSHzjf33lkgBgUIJJwO3rxTIfCXhu4Vmiv79ggy3CDHf09OfpR9fq9l+IfVYd2SxeCtAmjDx3uoMp7/J/hQngnQZCwS81AlG2sMJwfyo+vVey/EPq0O7H/8ACCaJ/wA/Wo/+Of4Uf8IJon/P1qP/AI5/hT+vVey/EPq0O7OD1P8A5Ct5/wBdn/maq16kfhRxPctab/yFbP8A67p/6EK9erz8f8UTrwuzCiuA6wooAKKACnN2+lICjqFk17HGI5vJkjfekm3JU4IOOR2JH41i/wDCIpvybiPZk/IISBjsMhs8euc+9Jq4EqeFxEdyXESyc5kEHzHOP9rjlQeMflxSL4VjRUCSxLs24Pkk8qcg8t1o5QuOtvDP2S5SeG4iDI5cD7P3PXndu/X9OKkfw/JIsiPdRmOV/Mkj8k7XbfvBI3dj+nWiwXK//CJRZkLTRsZN2SYjkZxnB3e1SL4YVZXlM0LO2Mk2/Q46jDDn9B2xRyhc1dOs2sbVYWkWTAUbgm3ooX1PpV1PvCn0AbRTAy7/AEf7fLMzvFtlRUIaIngbsfxDn52/SqD+FI3LYmiTcFBCwnnB/wB7/PXrzU2C49PDTRBxHdRKHeN8C3wBscOBw3PIHXPFL/wjIwAs8agMrY8kn7oIHVuOp6UcoXIl8JRLN5oliPqrQkg/m38q1NN01rB5WMySB1VQBGVwFGBzk9hQkFzQoqgPIdT/AOQref8AXZ/5mqte/H4UeS9y1pv/ACFbP/run/oQr16vPx/xROvC7MKK4DrCigAooAKqalftYC022dzc+fMkJ+zpu8sNn529FGOTSYFuse98QR2F7NBNAwSNdwfd9/gHAHtn17jrngbsBG3ii0WZEMUuHfywQM/Nk8Ef8B6+4oTxRaPJHGLe48yRUZVKj+MgDnOO/PpS5gsJJ4s0+KJpHEm1YjKcAE4D7On1/CpZfEEUblfs8uBIULEgA4ODj8u+KOYLCTeIraKW0GMRzqHLMQNqkEg/mOvTmmf8JJC6xmK3kO9Q+1sA7DuGQM/7JouFjbVg6Kw6EZFPT7wpgULXUGudRvbQ2V1CLUoBNKmI5twz8h746Gp7qb7NaTT7d3lRs+3OM4GcUAYz+KreJ1ieINKzKP3Um5NpYLuDEDjr+Rp48UWZiEvlTCMtt3MABnnrk8dDzS5gsMbxZYFUEYkMkigoCO5BwD6dP1FQzeLkgTL2mXwxCCTlsDPHH88UcwWLU/ia1tLiWKdHG10CFRkMGUHg98Z7e3rVq11iK6uRAIZUbOMsBgHG7HX05ouFjRoqgPIdT/5Ct5/12f8Amaq178fhR5L3LWm/8hWz/wCu6f8AoQr16vPx/wAUTrwuzCiuA6wooAKKACnN2+lIBtZlzrdvaaj9lmBVNufNJ4Df3fy5obArL4qsTAZWjnXCb9uATjfsHQ+tEniizWcQLHIZuQyEqNuCQc89j9c54zS5gsC+JbDzASrAvIsIIwSW5/IYB68+1PXxNYNDHIBNh08zbtGVTAO4jPAwQfX2zRzILF/Tr+LU7NbqBXEbMQN4GTg47GrVMApyfeFADaZLIIYXlYEqiliFGTxTAyP+Eo07Mm3zXWNS5ZVBBUAksOemBn3zxmmt4oslR2dJNg6EY5zGHwckDJGfUcdeanmQWFXxFZJhIopDFH5kZCqPlMeM4GegBJ/Cj/hI7c25mWNirXSW0fI+Ysqtk88cE8dePXii4WFHiaxkA8kSPuQMDgAclgBknr8p4HNaVjeJf2i3CKygllKsOQykqR+YNNO4FiimB5Dqf/IVvP8Ars/8zVWvfj8KPJe5a03/AJCtn/13T/0IV69Xn47eJ14XZhRXAdYUUAFFABTm7fSkA2imAUUAFIQGUqRkEYINAEcFvFbR7IUCqTk98n61LQAU5PvCkA2myyJDE8shwiKWY+gFMDJTxJZNDG+H3PIIygwSpz3OcYpR4k04sBukA2lyxTAUBtvJ+uPzqeZBYRPEdk4LDd5YfZvyu3PHfOMfN16emacniKwdgu9t+UBUDO0shcZ/4CKLoLAfEWniVI977pJPLT5cbjnBx+OKln1m2t7lrch2kVtpCjJzgEcfj1ougsVofFGmznajsX7Kq5J9K14ZUngjmjOY5FDKfUEZFNO4Hkmp/wDIVvP+uz/zNVa+gj8KPJe5a03/AJCtn/13T/0IV69Xn4/4onXhdmFFcB1hRQAUUAFVNSj1CQWn9n3EMO2ZGn82Pdvi53KPQnjmkwLdZd0uqrqHn2xR7fbs8gnGe+7Pr2oYFZf+EjEBX/RTLs+8y8bt/sem2lk/4SBp9g8gQjdllAy3JC9+OOT6Y4z0pahoOA1yRfLfy4wG+VwOcAjqN3/6/bpVzTW1Jlk/tFYlbI2iIce/OTn8hRqBeoqgCnJ94UgG0hAYEEAg9QaYDDbwM25oYy3qVGaT7PAF2iGPGMY2jpSAPstvjHkRY9Ngpfs8PP7mPng/KOeMfyoAil0+0n8vfAv7ttyY4x+Xb2qbyYtxby03HqdozQA0W8AbcIYwfUKKkACgAAADgAdqYHkWp/8AIVvP+uz/AMzVWvfj8KPJe5a03/kK2f8A13T/ANCFevV5+P8AiideF2YUVwHWFFABRQAU5u30pANrMnfVFvpfIiDw4XZuZdvTnj72e3XHPShgVjPr0mD9kjj2jkZX5/lGf4jg5JH4d81DJJ4iaBoVtgG2ZEu9Mlvz/p+NLUNCae/1qGBpf7PQCNBkM4JY9OMNwBwef0605b7WJLeCSKyifzIlZmBxtbnIwWGR0wc+p9Ml2BoWMl7IjG9hSJs5UI2ePTr29atUwCnJ94UAZ9q2pnUb4XcdstkCn2RoyfMYY+bfnjr0xV1gSpAYqSOo6igDDtJtfWOKO4tVZtib5SyZ3Y+bgEDrx04x/FT0n14QqHtIi4TkhwMsHx69CvP9aWoCG414+W4sowVZQ0ZKjcDgMc7z05P4Y5zSmTXpUt5RDFC4VjLEWUgndgevbng/4UagMkm19pCq2iKuJF3Ky+g2N971yP8ACpIrrXnaMyWECLvUOC4J2nOSCG7YH1znjGKNQ0JRdax/Z0Mp0+P7UxIki8wAJ6HOcH/69PsZtUknAvLWOOLa3zKwzkEY4yeoJ47Y6809QPMtT/5Ct5/12f8Amaq19BH4UeS9y1pv/IVs/wDrun/oQr16vPx+8TrwuzCiuA6wooAKKACnN2+lIBtZ1ze3sV4Y4rMyxbo13AEdSdx+gGKGBSOpauZVIsJFQIpfMWec8gfNk9vy9+BL7Wysm+zAZo1KEDhWIbI/AhevrSuwHjUtY3Mh0vlB97dw2M9Prj8OOtJc3mtQ38qxWQltlLOjAcsBGfl69d2Ofc+lF2Ah1PV1bB0x23EYwvCjYp5OezE9B2pianrQ4bTXbYGJJTG84JAHPrjrii7Atreai9vOWs/Kk8uPyc8/Ow5z7A9fataMEbQTkgcn1pgJUc5cQSGIgSbTtyM89uKYGG19rslv+7sxFKisxyu4MQpwO3DH6EY568TtqeprIF/st2XzFTcvcHq2M8Dj9RU3YEunX99PIEvbFrcsitkDIDEZIz7cjt09+Kv27Whby/6EGlj5Xg4lGe3pxxg9/UdS7AfNe6z5uI7JVUSOuSpbKhcqeo6nimSanrKFiummQAMAoXGSCMHOehB9PXrjkuwCK+1pJ5I3sDIrSNsc4AVQikdP9rNa9nPJcWsbyxNFKVG9CPutgEj3pq4HlGp/8hW8/wCuz/zNVa+gj8KPJe5a03/kK2f/AF3T/wBCFevV5+P3ideF2YUVwHWFFABRQAU5u30pANrH1HU9Qs7opDp8lzEAG3Rqeh4x9c8/ShgQtrOoxTSBtJnkUkFQin5QcdTjnv06fTmnSa5eJnGkXL4/uo397Hp6c0rsB76xeqnGlTl/KMoUBsfeA25x1wSce1MbWrmXTrua2s3MsU8kCKAXPAOGwB0Jx+YouwLem6hdXruJrCW2VR1kyCT7cVo00AU5PvCgBtQ3TyRWk0kK75VjZkXGckDgYFMDFfWtRjZY102aYllPnCB0XaXAPByQQMnH405ta1AwK40qePLgHcjEj1OACcYH6ipuwA63qDwyFNGukdQAAynOTjpxg4J59hUlrrN9cOFfSLiIBgGLgjjjkcc9aLsDaoqgCigDyHU/+Qref9dn/maq178fhR5L3LWm/wDIVs/+u6f+hCvXq8/H/FE68LsworgOsKKACigApzdvpSAbWNe6pf21+8UenyTQgoVdEJyv8ftnkY/H0oYEQ1+8GGfR7na2NoRXLe+flwOfXHHPtTY9ev8AeqNpE5O5yzBHAChjjGV5JGMdM85xSuwHyeILiK386TSbpVC7iSDxjk54yB6frill1m4H7uDS7kSHPLQtgEYPpz3HXt3ouBC2uaosiJ/Zbkl8H93JjGM5J24H059Oe3RU0wCnJ94UANopgFFABRQAUUAFFAHkOp/8hW8/67P/ADNVa9+Pwo8l7lrTP+QrZ/8AXdP/AEIV7ltHoPyrzMx+KJ24TZnOv4jaHVms2ggdN7qJBJtxgrgHPfls9OnfrUMnjKCKyFzLZrGDGH2tOhwS+3aSMgcc+1eZc6x3/CVeWZmltoDGsrIuyYZwGIzz1yBnj6DNLd+Jvs99LHGttLEkvljD/N/q1fcT2XkjoeQOO9FwIv8AhLz87CyVkSUqSGHKHdgge2AT3HpUsXitJViJto4d43HfMrY+cLj5eMkHP4Hii4HRQss0McgC4dQwxyOakIHHA6elMBMD0H5UYHoPyoAjuJVt7aWZlyI0LEAcnArnV8WLFABc2qC5U4kRZVwB6g5IP0BJ7UXASPxdAZIoZrZTvYq7q42rhd2SDzjt7Glg8XxzBW+wGNSYh88yZG/GflHIxnnIHelcDpImWSJJAFwyg8dKdgeg/KmAYHoPypQBnoPyoATA9B+VGB6D8qADA9B+VYWra82m6gIBBGYtozK7AAMT0PfG0Mc4x09aLgQp4qikEbfZ0j37gRJIPkICkZIz13EY9Riki8U7rhLd7NA52hpBOgTJx0zyRzzxx+tK4GnpOqpqkZYRJGwQMU3biMk9ePb/AD30cD0H5UwDA9B+VGB6D8qAPDdT/wCQref9dn/maq19LH4UeO9y1pn/ACFbP/run/oQr3OvLzH4onbhNmNMaZ+6p/Ck8pP7i/lXnHWL5af3F/Kk8tP7i/lQAvlp/cX8qPLT+4v5UAO6DApT2+lIBKKYBwRg03y0/uL+VAB5af3F/Kjy0/uL+VADunFFABSjrSASigAppRSclQfwpgHlp/cX8qPLT+4v5UAKFVfugD6CloAKKAPF9kcvilo5lVo2uyGV2IBG7uRVbVYUg1S4iQRhVbgRnKjjtX0UW+ZLyPKa0v5jdM/5Ctn/ANd0/wDQhXsh0+4OvrqP9o3AthbeSbHA8stuz5nruxxXnZj8UTqwmzL9YCaLqUPEWqEfvGZiQcuCDweexIwR2Ud8k+adZYttO1SJ187VPOXYFYNH1IGM8Y6kt+S++YI9H1WOJYl1hwqx7AduT9/PfuF4zQBsWqTR2yLcSCSbkuyjAyTnj27CpqACqOq6fPf/AGPyNRnsvIuUnfyQP3yrnMbZ/hOefpQBerJvNMvZLia4tL7yZJCmAy5VQBzjGDkn1OPagCI6TqO4uupukjQiNiBnkPu3c+xI9s+1N/svVsM39prvfLN8rBQcg4GCDjgjnnHQg80ATWunanHOJJ9S3gPkIqkAjPOck9uPT2qgmgaxFlotWVHMUcZOw4O1iTxnuDjPUdqAN2wt57a2KXNw1xKXdi544LEgY7YGB+FWaAClHWgDOs9PuLbVNQu5NRuLiG6KGK2kxst9owdv16mrd1E1xZzwo+xpI2QOP4SRjNAGN/Y+ppEEi1VxgMpJBy3A2sf9rOSexzjpxU66ZqDRyx3GpeYkhH8GCMHsQeOAPxzQBXTStaVQG1olgqAny/vMucn2yduQO2e5zV27sb6eSIRXxihGN+B8zYBB57ZyPyoArQaNe7JvtV/5skjwFnAI4R9zDHbI4wK0dPtWsrKG3LhxHGq5wckgckknvQBaopgeNQqz+LsLnP2tjwQOjH14qpqyouqXAjCBd3RAAo4HTHGK+hj8a9Dyn8PzGaZ/yFbP/run/oQr3OvPzH4onVhNmFYv2PXDOCdQiEZfLALztB6DjqRg57HI5zkeadZBBpuvwpbQDUYfIjjRXY5LkjG7tjoDimjTvEQnaQajbgspVs5OeTtIGOODjHPrQM3rZJY4dk0nmOGbDeoycfjjFS0CClPagBKxr6x1SS7lmsrhEzjZ5kr7cYwRsHHvnrQBDDYa+uxZNRi24PmEZLEls8ZHAxxj296ZaW/iM+Ybm5i3pJ8vZXGV9ASOA35j0oAbeaTrt1amFtQi+dTuIYrht2RjC9McY49afNB4jN4VS5gETtOUZRkICoEW7PPDZJx60AW2ttYCwMl3CXRFEqtwrnBzzgkc4/Wqi2HiJRGo1CD5cb2Zid5yc8beP4cc+tAGrYR3sKvHeSLLwpWQHknHzDGBxkEj6+1XR1oASo50aS3kjUkMykAhtpHHr2+tAGLBYa5AAftscmN3yvITnO0DJK54Ab6k9B2ZBp2vwRsPt8Mj7cLkkLz7bTyM9e+O2eAZoPa6idPhjS8UXSjLyY4ZscdumaoyWXiFjK6XsCO+AnzkqmFPbbzlsH6UCLdjBq0Eym7ninRshgpwEG0YI455B/P2qCSz153kZb+GPAxGByD15b5e/HA96ANuimB4/ZxyzeL3jihErG4f5SAeNxyRmqOtMr6zdMquoL9HTaRx6dq+gj/E+R5cvh+ZFpv/ACFbP/run/oQr2z7bai+Fj9oi+1mPzRDuG/ZnG7HXGeM1wZj8UTpwmzJ6z/7c03AP2pMEEjr2fYf/HuK806xz6zpscrRPfQK67cguP4mKj9QRUqajZSEKt3AWJA2+YM5PQY9aAEh1C2uLqS2idmkiGXGwgAbmXrjHVWH4GrVMApT2+lACVk6jFrkkzjT7i1hi8ttpkyW34G3I2njOc89DQAy/tdblt7dLa6gWVOZGY4DEHI6Ke30/GrOnxapG+b64hlUpghB0bjBHA685/DAFIDQooAKKAClHWmAlR3CSPbSpC+yVkIR/wC6ccGgDEW21+JZUt3t1Un5BLcPIV+XsxUk8+vTHeojpviD74vog7ZLqsrBSSv+6cYOOmP6UgJLaz8SQ20ate2zyKg3bmLAt8uRnZnHDDJOecnPQO+x+Injk8y+ttyndFtGATnjd8vT25+poAkEOvfahNLPB5Skt5UbdRtOBynPOO4/DvBp6eI5vKa5uYkjyRJlAGPzdht9MDnHfjoaAAR+ILaexjadJYSVExQbiMHBGSOm3ByTnOeegN6yj1hJ/wDTJbd4SzH5WywHO0fdA9OaAPKvKWfxQ0ToHV7sgqTjI3etVtUSKPU7hIImiiVsKjAgj65ANfRxb5kvI8lrS/mN0z/kK2f/AF3T/wBCFe1GwszqI1E20X20ReSJ9g37M52564zzivOzH4onXhNmWaxBo2hXPm7PKfzD8+2bOcYGMZ9R+fPWvNOslGl6UxWLjdGVVB5hyuwllA+mTUdv4Z02K4aYBpiJPMRZCGEZ6/LxxQBoJp1pHO0wgUyNjlhnkMzAjPQ5dvzq2KAA0Ht9KYBWTdLq41Hzrbymttuzy2fGe+7p16jrSAqhPEotyoltzL5f3nwfn3+wHG2lkTxC1wEDxLCpf51cbn5+Xjbxx157cYo1AUL4hDRkeQR5gD7n6pzkgY4OccHPfmj/AIqMW8eTbGVYtzkDh5MA7QOy5yPXH50AV4bjxHLYeYIlEzAgBwF2tv44IBIx346Hg5BqzIPEOX2NbnLfKeAAN30z0z+nTmgAjPiEYMiQngEhZAO4yPu+mee3TBPNbo60AJUV0sr2kyQNtlaNgjejY4/WmBiXEXiKRnjjkiRFWTZKHG5jgiPI247jPUcDgVZthrhuA1w0AiD/AHQQSwz64GOO3r3pAROPER3FTaqAQoHqMcke/p9ead5WuRC1EUkb4WJZ/MYdgd5HGSc7f1oAjSHxDw5nhDOBvUgEKQvO32J/Sl8vXjbvGWiDHgOrjgYb29dvOfwGOQC1p41dbplvjC1uqYV0PzMc9xjr/wDWrToA8ZjGfFh9rtifu9Nx/vcfnVXVvKOq3HkACPd8uAg7eifKPwr6KPxL0/ryPKe3zGaZ/wAhWz/67p/6EK9zrgzH4onVhNmFYx8NWTXHnGSffvLjlQASrLwMYGNxP15OTmvMOsanhezSR5BPc+Y77yxZSd3PI4469Bxx0rR0/T4dNtvIhLsNxYs5BJJ9aALVLTAKD2+lABWLqVzrUNwy2VoksW35CcctgY6sO+c0gIVfxGpJ8uFvZtvPXgYP86lgl1tjdTT2gQrG4giWRTvb+HvjJ96AGXN9rUGlzy/YlNwjKqADIbLHJwCei449c0ss3iBhIEtYlxLIEZWU/IMbDyep54oAgM3iZmeYWkaEPhYTIpDLtbnOeDuKj8K09PfU3bN9FEgK5whztPHvz3/KgDQpR1oABUN2Jvsc/wBmOJ/Lbyzx97HHXjrTAx5h4gihaKNo7liSBLhUIHGD192HTqo9SREkviVZAfssRV+u5x8mOBxnuOeD1pAW7OXXDexpd20AtsHfIjc5xxxn1/rUZk1yV3TyFiAk+SQFSCue43ZHHbmgCN5vEjBU+yQAOmWZZADGTnjrzjjn3pWl1+3tlWK2E8iwuTuZfmk3HaM7hwB1+vtQBvCimB4s9yln4kluXVmEVyzAKRnIY461Tv7kXl9NcAMBI2fmbJ/Ovoox1UvI8lvSw7Tf+QrZ/wDXdP8A0IV7GdUA19dJ+yXWTbfaPtPl/ufvbdm7+93x6V52Y/FE68JszQrEHiW3D7HtbncH2EqoIzt3Z69APb86806xp8WWIhMphusbA4AjBLKe4557Z9MigeKLbbue2uANhcABScBivr9OOvNFwJH8S2kRkEsFzGYzhsoOuSDjB5xg9Krf8JZGjkyWVx5IWQgxqWclZAmNo9c560XGdFnIyO/qKU9vpTEFJQAUUAFFABRQAUo60AAqC8842c4t/wDX+W3l9PvY46+9AGQ1z4gjM2yxWUGSTYGdOFGNnRhweTzz2OOtX9Pl1GUt9uto4RgFQjZ+oPJpAXqKACigAooA8M1P/kK3n/XZ/wCZqrX00fhR473LWmf8hWz/AOu6f+hCvc68zMfiiduE2Ydqxz4h0zzRGC5YuIxiI8sc8D8iPwIrzDrIIPE2mTW8BkjdJJURjEIy20tjAzjufzxSp4m0x52QRysqoZAyQs2QCQxIA4AI6n1oA17eSG5i86NMAsVO5cHIJBz+INSmNCCCikH1FADqU9vpTAKSgAopAFFMAooAKUdaAAUnegAooAKKACikAUUwPDNT/wCQref9dn/maq19LH4UeO9y1pn/ACFbP/run/oQr2T7VN/eH5CvOx6TlE7MK9GH2qb+/wDoKwbrxVbWd9LbywYliJBbYvsxwf8Ad+b8K85xSOu7E/4SrTTMmwIzAJkiJcqGUsv0+6eOOn0py+I9Nkl8sRr5gcZDQqNrE7ec9COmfwGelK0Q1Hp4xsyAFdhkBsbUGMnvzx+P068Vtfapv7w/IU0kwuw+1Tf3h+QpWuZePm7egp8qFcT7VN/f/QUfapv7w/IUcqC4fapv736CsSTxfCsMzKS8ieZ5aDH7zYM5B9COlJpId2B8XKkR8xJEnAyYyo9cA59CeP58c1LD4rtrhwsTyNkkZ2DHf/A/1waLINTW+1Tf3v0FH2qb+9+gp8qFdh9qm/vfoKVbmbd979BRyodxPtU394fkKPtU39/9BRyoVw+1Tf3h+QqrqOsPp1mbmT5kV1VsADALAZ/DOfwo5UO7MyPxpbuDnerA5IKj7ueDjr056e2c0QeNLeVGLmRXQtuUIDgAnnj2Gf5Zwan3Q1NqK+kljDq3B9QKf9qm/vD8hVcqFdh9qm/vD8hR9qm/vD8hRyoLs8b1P/kK3n/XZ/5mqtfQx+FHkvctab/yFbP/AK7p/wChCvXq8/H/ABROvC7MKwXn0+W9VJUvFknLGMieQByGIIADdgMkY4Brz2dZXhvdElgjkaS6jZ0RijXEuRu6fxUqXmkSxQSp9sZJZBGWFzIdjbS3JDEdu3rS0ARL3RJo1ktpLqYFVcEXEuNpbGc7vYnHtXSIQyKQCAR0PWmrAOpz/wAP0oAbRTAKo/2Tanvc8cD/AEqT/wCKpAH9k2pOSbn/AMCpf/iqUaVag5zcdc/8fMn/AMVRYC7RTAKVPv0gEooAKjngS5i8uTftJz8jlT+YINMCr/ZNr63P/gVL/wDFUf2RaDobn/wKk/8AiqVgLcUawxrGm7aowNzFj+Z5p9MAooA8h1P/AJCt5/12f+ZqrXvx+FHkvctab/yFbP8A67p/6EK9erz8fvE68Lswqg2jWLMWMTEk5P71vXPr68159jrE/sWx4/dPwMD963A/OhdEsExtiZcdMSsMdff3P50WQCf2Hp+0L5ThRjgSuOhyO/rV+ONYoljQYVRgDPaiwDqqammouLT+z5YI8TIZ/OQtui53BcdG6YNDAt1j3g1pL2aS08qSIriJHPCtgZJGRkfjxzwcjA7gN3+I95GywC+ZwdjcJs/3uu7j6Uqy+IGCh4LNMCLeRnnP+sx83GOMZ9+tLUNCvnxNHB5SJbMxLnzCdxA5I6kc/gRirIfXgzqsVttBcqzgnI5KjhuueD6cdaNQ0J706t5+LNbbySuDvB3Z9jnj8qm04XgtMXxUzBjyoGMdqeoFulT79AFG1TUV1C9a6mt3s2KfZUjQh0GPm3HoeemKs3AdraVY2KyFCFIxkHHHWgDBaDX5Ydu4R/JJtw/IygCc5OTnP09T1pZLrX7N4YzbRzRNLGhdULsFKncT8w53e2MetLUAur3xHb2hnFlbOwVAY0VnYsWwxGG6Y5FS3D68bxJbaOEwiMAqw6k7cnG4cjB+g9elGoaEkqazPHDIrRwSoXJXs2CNoIyeo4PPGfWq81x4jW52x29uxCybSFO0jcm3+Ic4zxkd/wATUNBwbxFFIMJbum/BBGflyeQdw55UfgfbOrYvdvaq17GiTZOQowMdu5/maauB5Vqf/IVvP+uz/wAzVWvoI/CjyXuWtN/5Ctn/ANd0/wDQhXp5/tT+3Fx9m/sr7Pz183zt35bdv6152P3idmF2ZfrE3a7FIzYhlXyxtXbjDb+QeeTt78CuB3OoRJvEB/dtFb/xBn2Y+mPm79P19qUS67IpQxQxMG4cJuBGR1+Ydv8AI60tQ0NeBpHt4mmQJKUBdAchTjkVJVAFOft9KQDayL19XivWa0RZINucMB1APA5GcnHORj8aGBSE/ictIptbZVkAIbdnYdi5A/4FuPOasPNr+4gQQHZvwQMB8A7f4uhOMj9aWoaDIZvEeFR4LXAKjzGBJI2EkkBgPvYHXpVyefVkhtvJtoZJSxE2eAB2I54z1xzRqBWNxrryRkW0SKJhlcdY/nBz83X7h4/Wmm88RfZ8rp9t5xUEBmOAd+Dnn+7g/WjUNDSsHvnEv26OJCHPl+WD93Jxnk84x6daup96mAneo5zItvIYVDShSUB6E44oAx4p9fChTbws26Ri7jHy5ygwG49O+OOtSp/bDxXwZo1ZowbZtmCrbBnjceN2f8TS1AiZtfbeNkCgeci7epG0eW3J4OfqOaFufEBXc9raj5sFVBJAwefvDpgcd89qNQ0LGjPqzQlNUjiVkRAGQ8s2PmJ7dfStSmgCimB5Dqf/ACFbz/rs/wDM1Vr34/CjyXuWtN/5Ctn/ANd0/wDQhXr1efj94nXhdmFc/b6xqtyWaPTkKK7qQ29WO0cAcYyfXOMd88V57Z1ko1LWPOVH0wKnR3BJwc4yAOoP5+1IL7Wo4yrWKSOOA2SM8KdxwOnJGBk5HTHIV2BLHe6sbuKOSwiWJiN0m9sAZPA4znjPOBz2rXpoApz9voKAG0UwCigAooAKKAClT71IBKhujKtpMYBmYIxjHq2OP1oAxTqeswkI+nb2wcsM439gMfwnsevHIFLJqOtvHOItOWORcmPdkh/u4/mwP04z1pXYCNqGuLJMY7FZIw/ybwV+XIGeBngbj0JPA68VqWE95MJPtdusWGITaScjJHf2AP40JsC5RVAFFAHkOp/8hW8/67P/ADNVa9+Pwo8l7lrTf+QrZ/8AXdP/AEIV69Xn4/4onXhdmFYUepask2xtNMse4jfkpwAxyBg8cAAHBJPccnz2dYq6rqnnMW0pxDvOCSdxTB6ADrwDz64py6tqbPGv9jMokzgtKeMevycUrsDVtZZJrSGWWEwyOgZ4yclCRyM+1S1QBTn7fSkA2imAUUAFFABRQAUqfepAJRTAAcjIpu9P7y/nQA6gnAyelACZHHI56e9LQAUUAeQ6n/yFbz/rs/8AM1Vr34/CjyXuWtN/5Ctn/wBd0/8AQhXr1efj/iideF2YViprN6xYtpEiKsmzmXkjIGQAPc8e1ee2dY1dY1Db5raWxjZRhVY7lJHQgr68Z7e9N/t3UCW26JNgEYJkAyChbPT1AX6mldgXtPv7m7bE9ibdSuQS+7kYyDx78fj0rQpoApz9voKAG0UwCigAooAKKAClT71IDPtNN+yanf3v2u5l+2FD5Mj5SLaMfIO2e9XJlZ4XRHKMykBh/CfWgDGGhXUUIgg1OdIlbKDoR7cY4qNvDJLYF44i2BdhBPIJOeT15P50rBcs/wBkXf2QQnVrrf5jOZd3zEHoPpkD9R3oj0aVY5Umvpp1ljZCkjsQMkYxzkY5GepzyTRYCv8A8I7LJgz6jPKyqAh3MoB9cAgD0wMU99Ev3TaNZuFOR8wJzgAj19+fcZosBcsLC4sp5We9lnifosrFinpjP+elaFNAeQ6n/wAhW8/67P8AzNVa+gj8KPJe5a03/kK2f/XdP/QhXr1efj/iideF2YVhrrV5Cha609yGY+W0Y/h7Z64Ocj346Zrz2zrGL4imcrtsJGXzNjOCMEZIBwDkDpzjHWnf8JFIIBK+mXABHG05554+nHX6UrhYJfEqwLuk0+6C7d2dv8PPP6dPfNCeI2kjV4tPmkVlDAq6kHIz2OfbOMZ4o5gsXdP1Jr6aWNrSSDy+Muy8n6Zzj3xzWk/b6CmA2imAUUAFFABRQAUqfepAJUc8fm28kf8AfUr1I6/SgDHj0e+VIl+3bfKkVk2jovdMcDpxnv7Ug0bUBLHI2pSOVUqfmK7vn3DOOvA2/jSswE/sfUi3zapMVO3cN/JAzwcrg9s4Az7U2HQr+3gkhh1OSNSr7NuAqszls4xknn1/CizAsahpl/dyTBL/AGQyZHl4PQrjH4Hn3zjjrVjTbK7tWZrq9kuMqFG4jGecngDGeOOcepos7gaFFUB5Dqf/ACFbz/rs/wDM1Vr34/CjyXuWtN/5Ctn/ANd0/wDQhXr1efj/AIonXhdmFZUOtpNPcRm0uI1gUszOF+bG08DPIwwrz2zrK0/iOKG3byLG4yNwiJRQjEcevTp9e1b1CdwEIDAggEHgg0KqqoVQAB0AFMBac/b6UgG0UwCigAooAKKAClT71IBKhuo2mtJokba7oyq3oSOtAGO+maxuUW97HbQblcxRnOCGBKglehAx+J4NK2n628ID6krMGBI2qAQOeuzg5x6/jSswFOn67JFJHJqkZ3DAxEACOAc8ZHfv1PWn21lraSDz9TR0VgcLGo3DjI+7x370WYGzRVAFFAHkOp/8hW8/67P/ADNVa9+Pwo8l7lrTf+QrZ/8AXdP/AEIV69Xn4/4onXhdmFYp8SWyRqzxS7mdkVVHUqCepwOgPtx1rz27HWPPiOx3hVLlgwRhtwVY8AHPGc8fgfSmw+JLORwG3KC3l5x/Hzx+QpXCxLY6/ZahdJbweZ5jxCbDLjCnOD+OD/XFalNO4BTn7fQUANopgFFABRQAUUAFKn3qQCUUwCigAooAKKACigDyHU/+Qref9dn/AJmqte/H4UeS9y1pv/IVs/8Arun/AKEK9e7V5+P3ideF2YVlfwN/vt/I157OsV/+W3+//U009R/vr/KkBRtf+RqH/Xun8nrpKaAKc/b6UANopgFFABRQAUUAFKn3qQCUUAFFMAooAKKACigD/9n/4THoaHR0cDovL25zLmFkb2JlLmNvbS94YXAvMS4wLwA8P3hwYWNrZXQgYmVnaW49J++7vycgaWQ9J1c1TTBNcENlaGlIenJlU3pOVGN6a2M5ZCc/Pg0KPHg6eG1wbWV0YSB4bWxuczp4PSJhZG9iZTpuczptZXRhLyI+PHJkZjpSREYgeG1sbnM6cmRmPSJodHRwOi8vd3d3LnczLm9yZy8xOTk5LzAyLzIyLXJkZi1zeW50YXgtbnMjIj48cmRmOkRlc2NyaXB0aW9uIHJkZjphYm91dD0idXVpZDpmYWY1YmRkNS1iYTNkLTExZGEtYWQzMS1kMzNkNzUxODJmMWIiIHhtbG5zOnhtcD0iaHR0cDovL25zLmFkb2JlLmNvbS94YXAvMS4wLyI+PHhtcDpDcmVhdG9yVG9vbD5XaW5kb3dzIFBob3RvIEVkaXRvciAxMC4wLjEwMDExLjE2Mzg0PC94bXA6Q3JlYXRvclRvb2w+PHhtcDpDcmVhdGVEYXRlPjIwMjItMDYtMDdUMTY6MzY6MjguODE4PC94bXA6Q3JlYXRlRGF0ZT48L3JkZjpEZXNjcmlwdGlvbj48L3JkZjpSREY+PC94OnhtcG1ldGE+DQogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICA8P3hwYWNrZXQgZW5kPSd3Jz8+/9sAQwADAgIDAgIDAwMDBAMDBAUIBQUEBAUKBwcGCAwKDAwLCgsLDQ4SEA0OEQ4LCxAWEBETFBUVFQwPFxgWFBgSFBUU/9sAQwEDBAQFBAUJBQUJFA0LDRQUFBQUFBQUFBQUFBQUFBQUFBQUFBQUFBQUFBQUFBQUFBQUFBQUFBQUFBQUFBQUFBQU/8AAEQgCewKjAwEiAAIRAQMRAf/EAB8AAAEFAQEBAQEBAAAAAAAAAAABAgMEBQYHCAkKC//EALUQAAIBAwMCBAMFBQQEAAABfQECAwAEEQUSITFBBhNRYQcicRQygZGhCCNCscEVUtHwJDNicoIJChYXGBkaJSYnKCkqNDU2Nzg5OkNERUZHSElKU1RVVldYWVpjZGVmZ2hpanN0dXZ3eHl6g4SFhoeIiYqSk5SVlpeYmZqio6Slpqeoqaqys7S1tre4ubrCw8TFxsfIycrS09TV1tfY2drh4uPk5ebn6Onq8fLz9PX29/j5+v/EAB8BAAMBAQEBAQEBAQEAAAAAAAABAgMEBQYHCAkKC//EALURAAIBAgQEAwQHBQQEAAECdwABAgMRBAUhMQYSQVEHYXETIjKBCBRCkaGxwQkjM1LwFWJy0QoWJDThJfEXGBkaJicoKSo1Njc4OTpDREVGR0hJSlNUVVZXWFlaY2RlZmdoaWpzdHV2d3h5eoKDhIWGh4iJipKTlJWWl5iZmqKjpKWmp6ipqrKztLW2t7i5usLDxMXGx8jJytLT1NXW19jZ2uLj5OXm5+jp6vLz9PX29/j5+v/aAAwDAQACEQMRAD8A9J/bW/5Lldf9eNv/AOgmvBq94/bW/wCS53f/AF42/wD6Ca8Hr9uyv/caP+FfkfnmN/3mp6sKKKK9U4gooooAK6/4Qf8AJUPDHb/To/51yFdf8IP+SoeGP+v6P+dc+I/gz9H+RrS/iR9UchRRRXQZBRRRQAUUUUAFFFFABRRRQAUUUUAFFFFABRRRQAUUUUAFFFFABRRRQAUUUUAFFFFABRRRQAUUUUAFev8Ah34L+Fp/h1onivxR8Qf+EWj1aWeKC3/sWW7yYn2t80b/AEPIHWvIK+oPhr8WtE074JaH4aT4nf8ACC6jDJdi+h/4R99R8+OSQlVzswvBPIOfmx2rycxqV6dODoX31sr6Wf8Adn1t9lnbhY05Sl7S22l+915x/M+eY/BXiC4azEGh6lOL2N5rQx2ch+0xpy7x/L8ygckjgd66Dxl8FvFXgXw7outanp0y2eqR+YuyCYG2JOFjm3IAjt1C5ORXrfgf4peEPD/wZm8C3XimVrzULLUCupC0lKaY7lPLt1Hl7tsoDFyuQCTzzkEnxw0O68MfC3Ub/wAV6nf6h4euof7U8OzQzP8Aadsu77QZC3lsyAAqCSeQPl5rkljMZ7T3afuptbPVWdntpdq347NG6w9Dl1nq0uq02v6/11PBtT8C+JdFksk1Hw9qtg98wS1W6spYzcMcYEe5RuPI4GeoqWb4d+K7aZYZvDGsRTNHJMsb2EoYohAdwCv3VJAJ6DPNfSHxI+NvhfU30hrDxna6zYnxPa6rNaSaXqQuLOJXZiyyzzuoCj5SkSIDuO0AcVz+mfH62X42eOPEF34ovJNKfTtQt9BmkEzrGzlDCsceMxglB1UDgZohjsZOHMqPRvVSXotv6sEsPQjLl9p18v8AM8H1TwZ4g0TUrfTtR0LUrDULnHkWl1ZyRyy5OBtRgC3PHAqHXvC+s+FbqO21rSL7R7iRd6Q39s8DsucZAcAkZ719F+C/2hNCsT8JtQ8Sardazqukf2rDqlxcJLNPaichYZN7D958vXaxIXPGcCuT/aI+IWleK9D8OabpXiq08VRWctxI0iaffwzwbtnDS3k8rOrYPAIxsHtW1LGYmVeNKpSsne71to5LtpsnrvfTzidCiqbnGd3ppp5f5vbsZnij4K+GfB/gXSdY1Px95Gt6tpEeq2ei/wBjSt5u9ciPzlcqvORuIHTOK891bwH4l0HT4tQ1Tw9q2m6fKVCXV3ZSxRNkZGHZQDkdK9g+I/7QVxceBfB3hPw7r7nQx4ftrHW7SOzUN5ygLIgeSPOdoAyhxXafFH4weA9S+FPi3RNI8X3euXWppatZ219FqDyxlJo2cNJO7xhsBj+7WNeMc8VzU8TjaXIqkHLml22V0ukVbTXW+25rOjh583JJKy+92827/K3oeO/Fr4OXHhT4la34f8LWGr61p+nJas0vkGeRPNiRhvMaADLMQOB2HJrI+IXwa8UfDXUtOs9UsJJW1CON7eW2hlMbu4z5ILIuZBwCozgkV7T8avjd4U+IGm+J7LRtck0i6tbu01PTL+zgnhGqskMaNHN8u4SRspKM2F+VeRjdVy/+PPhN/iT4B8WzeKtT1W0trL7Pe6Q9tLnTZjAUa4Bc7Hcs3O0E4UnJ4FZ0cXjo06blTbaTurO7aimtbaXd/wAty6lDDOckp9dNVa13+X/B2Pm/VvAfibw/cWlvqnh3VtNnvH8u2iu7GWJpmyBtQMoLHJHA9RTpvh94pt7+0sZfDWsR3t5u+zWz2Eokm2nDbF25bB646V7/AK58XvC+k+H9A0P/AITzVPiFOPE1rq8urahZzRiwgjYZVRJlycZ4XjBbp0J4b/aG0n/hdnja/wBZ8QXkmg6lbXVlpGqSC5kWwR3VlKxoySohCDPllWyq8jlh0LHYtwclR2Te0lftZNX+T100Mvq9DmS5+3b8z57fwT4ij1W40t9A1RNSt4jPNZtZyCaOMAEuybcheRyRjmoNe8L6z4VuUt9a0i+0e4kXekV/bPA7LnGQHAJHvX0xN8ddA0/4jSamvi611KK28JXOnWWqWumXsMv2lnLRxP57zSOQRuDs2Pm59/Kvih8SYPHXwr+Hlndaxcav4l01tQGovd+Y8qiSVDFmRxh8ovZjjGDW1DF4mpUgpUrRe+/ZvqttLfNGdShRhGTjO7Xp3X+f4HlNFFFe0eeFFFFABRRRQAUUUUAFFFFABRRRQAUUUUAFFFFABRRRQAUUUUAFFFFABRRRQAUUUUAFFFFABRRRQAUUUUAe8ftrf8lzu/8Arxt//QTXg9fbn7Q37LHiz4tfEifxBpGoaNbWb20UIjvpplk3KCDwsTDH415p/wAMGeP/APoMeG//AAJuP/jFfLZdmmCpYSlCdVJpK57OKweInXnKMG02fN1FfSP/AAwZ4/8A+gx4b/8AAm4/+MUf8MGeP/8AoMeG/wDwJuP/AIxXof2xgP8An8jl+oYn+RnzdRX0j/wwZ4//AOgx4b/8Cbj/AOMUf8MGeP8A/oMeG/8AwJuP/jFH9sYD/n8g+oYn+RnzdXX/AAh/5Kh4YI6/b4j+texf8MGeP/8AoMeG/wDwJuP/AIxW74F/Yp8ceGPGOj6tdap4fktrO5SaRYbicuVBycAwgZ/EVjXzbASpTiqqu0/yNKeBxKnFuD3PlGivpE/sG+P/APoMeG//AAJuP/jFH/DBnj//AKDHhv8A8Cbj/wCMVt/bGA/5/Iz+oYn+RnzdRX0j/wAMGeP/APoMeG//AAJuP/jFH/DBnj//AKDHhv8A8Cbj/wCMUf2xgP8An8g+oYn+RnzdRX0j/wAMGeP/APoMeG//AAJuP/jFH/DBnj//AKDHhv8A8Cbj/wCMUf2xgP8An8g+oYn+RnzdRX0j/wAMGeP/APoMeG//AAJuP/jFH/DBnj//AKDHhv8A8Cbj/wCMUf2xgP8An8g+oYn+RnzdRX0j/wAMGeP/APoMeG//AAJuP/jFH/DBnj//AKDHhv8A8Cbj/wCMUf2xgP8An8g+oYn+RnzdRX0j/wAMGeP/APoMeG//AAJuP/jFH/DBnj//AKDHhv8A8Cbj/wCMUf2xgP8An8g+oYn+RnzdRX0j/wAMGeP/APoMeG//AAJuP/jFH/DBnj//AKDHhv8A8Cbj/wCMUf2xgP8An8g+oYn+RnzdRX0j/wAMGeP/APoMeG//AAJuP/jFH/DBnj//AKDHhv8A8Cbj/wCMUf2xgP8An8g+oYn+RnzdRX0j/wAMGeP/APoMeG//AAJuP/jFH/DBnj//AKDHhv8A8Cbj/wCMUf2xgP8An8g+oYn+RnzdRX0j/wAMGeP/APoMeG//AAJuP/jFH/DBnj//AKDHhv8A8Cbj/wCMUf2xgP8An8g+oYn+RnzdRX0j/wAMGeP/APoMeG//AAJuP/jFKv7Bnj7Pzax4bAx2ubg/T/lhR/bGA/5/IPqGJ/kZ820V9I/8MGeP/wDoMeG//Am4/wDjFH/DBnj/AP6DHhv/AMCbj/4xR/bGA/5/IPqGJ/kZ83UV9I/8MGeP/wDoMeG//Am4/wDjFH/DBnj/AP6DHhv/AMCbj/4xR/bGA/5/IPqGJ/kZ83UV9I/8MGeP/wDoMeG//Am4/wDjFH/DBnj/AP6DHhv/AMCbj/4xR/bGA/5/IPqGJ/kZ83UV9I/8MGeP/wDoMeG//Am4/wDjFH/DBnj/AP6DHhv/AMCbj/4xR/bGA/5/IPqGJ/kZ83UV9I/8MGeP/wDoMeG//Am4/wDjFH/DBnj/AP6DHhv/AMCbj/4xR/bGA/5/IPqGJ/kZ83UV9I/8MGeP/wDoMeG//Am4/wDjFH/DBnj/AP6DHhv/AMCbj/4xR/bGA/5/IPqGJ/kZ83UV9I/8MGeP/wDoMeG//Am4/wDjFH/DBnj/AP6DHhv/AMCbj/4xR/bGA/5/IPqGJ/kZ83UV9I/8MGeP/wDoMeG//Am4/wDjFH/DBnj/AP6DHhv/AMCbj/4xR/bGA/5/IPqGJ/kZ83UV9I/8MGeP/wDoMeG//Am4/wDjFH/DBnj/AP6DHhv/AMCbj/4xR/bGA/5/IPqGJ/kZ83UV9I/8MGeP/wDoMeG//Am4/wDjFH/DBnj/AP6DHhv/AMCbj/4xR/bGA/5/IPqGJ/kZ83UV9I/8MGeP/wDoMeG//Am4/wDjFH/DBnj/AP6DHhv/AMCbj/4xR/bGA/5/IPqGJ/kZ83UV9I/8MGeP/wDoMeG//Am4/wDjFH/DBnj/AP6DHhv/AMCbj/4xR/bGA/5/IPqGJ/kZ83UV9I/8MGeP/wDoMeG//Am4/wDjFH/DBnj/AP6DHhv/AMCbj/4xR/bGA/5/IPqGJ/kZ83UV9I/8MGeP/wDoMeG//Am4/wDjFKv7Bnj7Pzax4bAx2ubg/T/lhR/bGA/5/IPqGJ/kZ820V9I/8MGeP/8AoMeG/wDwJuP/AIxR/wAMGeP/APoMeG//AAJuP/jFH9sYD/n8g+oYn+RnzdRX0j/wwZ4//wCgx4b/APAm4/8AjFH/AAwZ4/8A+gx4b/8AAm4/+MUf2xgP+fyD6hif5GfN1FfSP/DBnj//AKDHhv8A8Cbj/wCMUf8ADBnj/wD6DHhv/wACbj/4xR/bGA/5/IPqGJ/kZ83UV9I/8MGeP/8AoMeG/wDwJuP/AIxR/wAMGeP/APoMeG//AAJuP/jFH9sYD/n8g+oYn+RnzdRX0j/wwZ4//wCgx4b/APAm4/8AjFH/AAwZ4/8A+gx4b/8AAm4/+MUf2xgP+fyD6hif5GfN1FfSP/DBnj//AKDHhv8A8Cbj/wCMUf8ADBnj/wD6DHhv/wACbj/4xR/bGA/5/IPqGJ/kZ83UV9I/8MGeP/8AoMeG/wDwJuP/AIxR/wAMGeP/APoMeG//AAJuP/jFH9sYD/n8g+oYn+RnzdRX0j/wwZ4//wCgx4b/APAm4/8AjFH/AAwZ4/8A+gx4b/8AAm4/+MUf2xgP+fyD6hif5GfN1FfSP/DBnj//AKDHhv8A8Cbj/wCMUf8ADBnj/wD6DHhv/wACbj/4xR/bGA/5/IPqGJ/kZ83UV9I/8MGeP/8AoMeG/wDwJuP/AIxR/wAMGeP/APoMeG//AAJuP/jFH9sYD/n8g+oYn+RnzdRX0j/wwZ4//wCgx4b/APAm4/8AjFH/AAwZ4/8A+gx4b/8AAm4/+MUf2xgP+fyD6hif5GfN1FfSP/DBnj//AKDHhv8A8Cbj/wCMUf8ADBnj/wD6DHhv/wACbj/4xR/bGA/5/IPqGJ/kZ83UV9I/8MGeP/8AoMeG/wDwJuP/AIxR/wAMGeP/APoMeG//AAJuP/jFH9sYD/n8g+oYn+RnzdRX0j/wwZ4//wCgx4b/APAm4/8AjFFH9sYD/n8g+oYn+Rlj9rr4jeLPDXxkurLSPE+s6VZLZwMLey1CWGMEqcnarAZNeLf8Lk8f/wDQ8+JP/Bvcf/F16R+2t/yXO7/68bf/ANBNeD1GWUKUsFRbgr8q6IrGVJrETSk92dh/wuTx/wD9Dz4k/wDBvcf/ABdH/C5PH/8A0PPiT/wb3H/xdcfRXqfV6P8AIvuRx+1qfzP7zsP+FyeP/wDoefEn/g3uP/i6P+FyeP8A/oefEn/g3uP/AIuuPoo+r0f5F9yD2tT+Z/edh/wuTx//ANDz4k/8G9x/8XXY/Bv4reNtU+K3hO0vfGGvXlpPqUEctvcapO0cilwCrAvgg+n868erufgb/wAlj8GY/wCgrb/+hiuXFYeiqFRqC2fRdjajVqOrH3nuup90DWtSx/yEbs/9t3/xpf7a1L/oIXf/AH/f/GqK9BS1+Wcq7H3Bd/trUv8AoIXf/f8Af/Gj+2tS/wCghd/9/wB/8apUUcsewF3+2tS/6CF3/wB/3/xo/trUv+ghd/8Af9/8apUUcsewF3+2tS/6CF3/AN/3/wAaP7a1L/oIXf8A3/f/ABqlRRyx7AXf7a1L/oIXf/f9/wDGj+2tS/6CF3/3/f8AxqlRRyx7AXf7a1L/AKCF3/3/AH/xo/trUv8AoIXf/f8Af/GqVFHLHsBd/trUv+ghd/8Af9/8aP7a1L/oIXf/AH/f/GqVFHLHsBd/trUv+ghd/wDf9/8AGj+2tS/6CF3/AN/3/wAapUUcsewF3+2tS/6CF3/3/f8Axo/trUv+ghd/9/3/AMapUUcsewF3+2tS/wCghd/9/wB/8aP7a1L/AKCF3/3/AH/xqlRRyx7AXf7a1L/oIXf/AH/f/Grem6vqEjXO6/umxbyMMzMcEDg9ax6u6X9667/6NJ/KplFW2AP7a1L/AKCF1/3/AH/xo/trUv8AoIXf/f8Af/GqVFVyrsBd/trUv+ghd/8Af9/8awvGHxStvAWlxX+ua7d2sU0yWtvHG0089zO+dkUMMe6SWQ4JCIpYhScYBrQrxf4zahbeDfi18NfGmv3C2fg/TYtRsLu/mQm3sLm5EC280z4xEh2Sxea2FUygEgPUySSvYaPSfBfxs03x9eX9jpOtarHqdiqPc6dqlreaddxo4ykhguUjk2NyA4XaSpGSQa6z+2tS/wCghd/9/wB/8a+VfH3i6x8feNPEHi/wJqi6jpfhzwHrNpdeJNGn3WzXcvky28Ec6HbJJGIpJDsJ8ssudpcVzFp44j8u/bwT471zxHIfAWrX/ihrzVZ7mTT9QRIjbOY2IFhcF2uR5MaxDCH92PLBGfMuqHY+0f7a1L/oIXf/AH/f/Gj+2tS/6CF3/wB/3/xr4rg8e6rAl3N8J/FeteN/EH/CDalf63aX97NqL22qp5H2TNtJ8tpcM7XI+zIkYYIR5XyDCa14ysodF8S3Xwr+IOt+LNJ/4V/q97rd2+vXGpCwvEgVrGYSSOxtLlibjMUZThM+UNgKnNHsFj7JuvGT2N9ZWNxrzW99fFxa20t6VkuCi7n2KWy21eTjoBk1c/trUv8AoIXf/f8Af/Gvj/xt4H8NeF/GHwT13xL4o8QwWt610t/rWq+LtQgiNzJZbkAYXCxW5kcP+7iEatygXb8os+Jviw+nWd34XPim7i8ZR/EuyifS0u5TeRabLqtuVLqDuS1eCVFDHEbeaqZy4UnMle6C3Y+t/wC2tS/6CF3/AN/3/wAa5nS/jJpWsLeNb+KWUWmqtoUpubiSDN8pAMC+YV3vlhjbkHtnmvmy/k1bTbefxmninxHNqsPxNh0aK2k1ec2MdjLqiWr2/wBlDCJ12SuQzqzqdu1lVVUY3xGaDXdDv9T8Va5qkGk6H8Wo4ZL7+2rqzisLImBcmSOVBGilxtckbCx2lSxocl2Cx9caX8TIda8Ra3oNlrl3Nq2i+T9vt90y+T5yF4vmOFbKgn5ScY5ra/trUv8AoIXf/f8Af/Gvkj4geMvEmnWPxh/4Q/Wb6+tLC08OfYpU1CWdbexlH+lTxzYlZSYNzmZVduN/zEVn6H4guL7wR8Q/7P8Aiz4P0XQ/JsWhmh+JFzrwsbkyt5kcuoTpHNaxXMarECjsyMHkjG7IL5o3tYLH2P8A21qX/QQu/wDv+/8AjWDH8TJZvHEvhaK81KbUINPXUbiZJT5MEbyNHErnfnc5SUqACMQvkjjd5t+zf4qsPE3hTVl06KZobLUXga+TxNdeIrG8by0bfaX9yd8sYDBWG1QsiyLjILHj9W0LWPFPib9pfRdNkWPXtQ0eytdMKuVby306VYvmP3czGcZHTrT0smkI9Y0X9pDw74i1S0stO8Ratcx3kzW9pqa2N8NMupBu+WG+MYt5SSjABJDuKkDJBFdF4H+JU3j7wjpfiHT7zUobPUIRNFHdSlZFBJHzBXIB+hNeb/DT43fD6/0Lw34f03WbOz1wW8NiPCoUrqdi6KEaKWzA82ER7SGZlCqBuJ2815B8JbK68D6f8BdTstc164bxHPeWOo2VxqUstnJALC6njSO1yIYyj28YVkQOfm3M5Ymlppsx2PsT+2tS/wCghd/9/wB/8aP7a1L/AKCF3/3/AH/xr4p+FHxbn8SfGrwK+l6tNJDrcmoxapY3HjG61S9RRBJJGt9pxhS106cNECEhIPyyKoZQ5Gz8O5db0OL4HeII/E/iHV9V8V3F5Z6nHrGsTz2s8YsLqeNRAzeVGUe2iAdUDkbtzOWJpKUX0/r+mFj69/trUv8AoIXf/f8Af/Gj+2tS/wCghd/9/wB/8a+QvAPjR734X6pqeg+MtZ1v44Dw5fz6l4ak1Ga8+z6ki/NHJp7Fo7Qxzjy41VIt4wPnyawvA/jLUptA8U3ejeO9DulTwXfXF9p9p8RL3X9UF0kSmK6EE8EbWTIzSK6xlV3SKNgKLg5o6aBY+zdb8Wano2i39+sup6i9rbyTizs5iZpyqltkYZ1UucYGWAyRkjk1D4Z8eSeLvDela7pmq3c2nanaRXltJ57jdHIgdD970YV4N8ObW98IfGPwjpaeIde1m11/wZdanqK63qk16sl3DcWYWZEclICRdSgpEqIRt+X5RWX8CtS0P/hBfgsl74k1bR7i4u9VXQdLsWeK11WEfaTGlwqoVZEtwsiZKruVSM8Cnpfb+v6YWPqD+2tS/wCghd/9/wB/8aP7a1L/AKCF3/3/AH/xqlRWvLHsSXf7a1L/AKCF3/3/AH/xq3pur6hI1zuv7psW8jDMzHBA4PWserul/euu/wDo0n8qmUVbYA/trUv+ghdf9/3/AMaP7a1L/oIXf/f9/wDGqVFVyrsBd/trUv8AoIXf/f8Af/Gj+2tS/wCghd/9/wB/8apUUcsewF3+2tS/6CF3/wB/3/xo/trUv+ghd/8Af9/8apUUcsewHC+IP2mtC8M+Io9C1C88YJqkskkMEMHhnWZxctGMv5Lx27LKFHJMZYY5rovCvxYPjDUtZsrK51iGXSzbrMbwSQFvOgSdMIxDqQrqCrqpBBBHFee/Ez/ku3wb/wCu2r9v+nI15P8AF/TbnTX/AGg/GVhr2uaXq/hyC1vtOj03U5bW3SaPT4ZA8sUZAnDbFUpNvTaCAoLMTk9L6f1Yo+v/AO2tS/6CF3/3/f8Axo/trUv+ghd/9/3/AMa+XtSXxNqXib4861pGq69f6/4dSMeGtIhv5xaQ3D6PC/y2qsEmLyMDslEihhlQGZy3K/Cv4gXVn/aurWPi/T9Ys7Xwtc3mqaLofj258T65JMixtHcQ2l5bqtrKpMisgAQtKisnyAA5o9gsfY114lu7G1mubnVp7e3hRpJZpbplRFAJLMS2AAOc9OKbY+KLnU7K3vLPWJru0uI1lhuILpnjlRhlXVg2CCCCCOCMV8P+DPFE/wAQNU8YeHbDVm1XR9U8CXd7JBofjzUfEOb2OSMRgXEiR/Z5sSkPBCcMrpuUApm7Fr/hbT/gt8L7rRviho66ZDpxN9oesfEe80hry5+zQBhHfRSSTxtAw2/ZceUPO5CFVzPNHewWPsjxL48fwj4d1PXNU1e6ttN021lu7mYzOdkcalmbGewB/KuS1r9ojTvDMmj2ur3Hii11bU9POpJpVppV9qNzDCNocyraJMEKM6qfmxkjk9T5n8atY/4SD9kObU7Sx1DTLK6sNOnmtNbeR7uC0M8BmWdmZnZxDvyWYknkk8ml+Jlr4tuP2jNJ/wCEK1HRdO1lPBmoMh1vT5LuGXF3bbUxHNEUy2358uAM/Iap26ILHr2n/HDRdWm8LR2PiqS9PiiGWfR3t5ZZI7tIk3yEOvyrtU9GI5GOuRW/rfjSbw7ot/quoatd29hY28lzcTebI2yNFLM2FJJwATgDt0NfMHwy8Q29na/AWy0S+1LS9Mm/tqHVbG7vFeRbqKCQzx3BRVjdo7gSfwAAjIUDisb4deNorW38X6Xb+K08d64nhvULs+L/AA540vNWtcpyJLizZ/J06Z9ytGkO8fJKEZVXBXMraoLH03oPxih8Ta9BpenajqU5uNGt9chuy7rDJbTM6xkZYOG+QnBUYGO+RXVf21qX/QQu/wDv+/8AjXxH4n8ReKYLvwxqsN1qA0SX4f6NN4r1bS5XfWYrIyTGWW34JLbjukkB8xYw7RgvtKweGvHet6v48yPHHh/S9eXxQItNj1v4h3kD3WlmdVt4o9IMDQXKz2rL5c29nd5BJ5m4YC5o7ND5T7j/ALa1L/oIXf8A3/f/ABrn/CfxOm8XSa5Db3OqWlzo2pS6XdQ3cpDCRVV1cbXYbHjkjkU5B2uuQDkV8zag+rabbz+M4/FPiOXVYviZFo0NtLq85sUsZdVS1e3+yhhE67JXIZ1Z1O3ayqqqNvxLqWiWPiX9oSXWvEWreEfDlvbaOdQ1vQ2eO7tJzb/O8Txozb/L+zDhScEdsVV12FY+nv7a1L/oIXf/AH/f/Gj+2tS/6CF3/wB/3/xrPhKtChVt6lRhic5HrT615Y9iS7/bWpf9BC7/AO/7/wCNH9tal/0ELv8A7/v/AI1Soo5Y9gLv9tal/wBBC7/7/v8A40f21qX/AEELv/v+/wDjVKijlj2Au/21qPfULs/9vD/40VSopckew7vufMX7a3/Jc7v/AK8bf/0E14PXvH7a3/Jc7v8A68bf/wBBNeD1+o5X/uNH/CvyPiMb/vNT1YUUUV6pxBRRRQAV3HwN/wCSxeDP+wrb/wDoYrh67n4G/wDJY/BnGf8Aia2//oYrlxX+71PR/kbUf4sfVH22v3RxilpF+6OMUtfkx96FFFFABRRRQAUUUUAFFFFABRRRQAUUUUAFFFFABRRRQAUUUUAFXdL+/df9e0n8qpVd0v711x/y7P8AyqZbAUqKKKoArk/FngvWPEWpR3On+PfEXhaFYhG1npEOnPE5ySXJubOZ9xB28MFwo+XOSesopbgeWa18E9a8RaPf6VqPxc8bXNhfwSWtzF9n0RfMjdSrrkaaCMgnkHIz7VDffAjVdS8Nz6BdfFrxtLpE9obCS38jRRmApsKbhp24fLkZBzz1r1milyoDzOz+EPiHT7O3tYPjB43WC3jWKNPs2iHaigADJ00noP8APeb/AIVb4nbr8Y/G7fW10P2/6hv+fwr0aijlQHnI+Fnib/osXjb3xa6H/wDK360f8Kt8T4APxj8bEen2XQ//AJW/X869Goo5V/VwPOf+FV+Jv+ixeNv/AAE0P/5W0D4WeJhj/i8XjbPta6GP/cbXo1FHKv6uB5yPhb4nGP8Ai8Xjbj0tdDHp/wBQ3/P4Uf8ACrPE/H/F4/G//gLofsP+gb7V6NRRyoDzn/hVnifv8YvGxP8A166H/wDK36/nWXD8B9Ut/El1r8fxZ8bJq91aRWU9wtvoo8yGJ3eNSv8AZ235WllIOM/ORnFetUUcqA85/wCFWeJuM/GLxsf+3XQ//lb9fz/MHws8Td/jF429/wDRdD9v+ob/AJ4r0aijlX9XA85/4VZ4nOM/GLxsf+3XQ/b/AKhv+eKP+FV+Jv8AosXjb/wE0P8A+VtejUUcq/q4HnP/AAq3xOcZ+MfjY4/6ddD9v+ob/nj0o/4Vb4n7/GPxuf8At10P/wCVv1/P8/RqKOVAeaXPwj8R3ltLBL8YfHBjlQo+230RTgjBwRpuQevI5Gfam+Dvgzqfgmz0TT7L4m+LZtG0hIIINLnt9I8l4IgqrCxTT1k2lV2kq4bB4YHmvTaKOVAFFFFUAVd0v791/wBe0n8qpVd0v711x/y7P/KplsBSoooqgCiiigAooooA4HUvht4hvtSurmH4q+L9OhmlaRLO1ttGMUClsiNDJp7OVUcDczNgDJJyTX/4VX4m/wCixeNv/ATQ/wD5W16NRU8qA84/4VX4m4z8YvG3/gJof/ys+tL/AMKt8T8Z+MXjY/8Abrof/wArfr+f5+jUUcq/q4HnP/CrPEx6/GLxsf8At10P/wCVv1/P8wfC3xOP+ax+NvwtdDHp/wBQ3/P4V6NRRyr+rgeU6/8AA3V/FGhaho2q/FnxpeaZqFu9rc27WuiASROu11yNNyMgnkHIz7Vbt/hJ4jtbeKFPjF44KRqEXfb6IzYAA5Y6aST7kk8/n6XRRyoDzn/hVnib/osXjb3/ANE0P/5W/wCfwo/4VZ4m4z8YvGx/7ddD9v8AqG+38vSvRqKOVf1cDzn/AIVX4m/6LF42/wDATQ//AJW0D4WeJsY/4XF42x6fZdD9v+ob7f5xXo1FHKv6uB5x/wAKr8TcZ+MXjb/wE0P/AOVn1rM0X4D6p4fudVuLD4s+NoZ9Vu/t17IYNFYzTeXHHu+bTjj5IkUAYACjA9fWqKOVAVtNtZbHTbW2nvJ9RmhiSN7y5EYlnYAAyOI1VAzEZO1VXJ4AHFWaKKoAooooAKKKKACiiigD5i/bW/5Lnd/9eNv/AOgmvB694/bW/wCS53f/AF42/wD6Ca8Hr9Oyv/caP+FfkfE43/eanqwooor1TiCiiigArufgb/yWLwZj/oK2/wD6GK4au4+Buf8AhcXgzH/QVt//AEMVy4r/AHep6P8AI2o/xY+qPtxcbRjpS0LwoHWivyY+9CiiigAooooAKKKKACiiigAooooAKKKKACiiigAooooAKKKKACrul/euv+vZ/wCVUqu6X966/wCvd/6VMtgKVFebftHfFq4+BnwY8S+NrTSv7ZudMiQxWhYqhZ5EjDOQCdql9x9QpGRnNeTfsL/tZ+IP2otE8UHxJoVlpmoaJNAPtWlrIltOsokIUK7uwZfLOfmIIYdO6c0pKHUdna59RUUUVYgoor5Y8ZeOvEN9+0R4q+HEOvah4f0rxC2m2q659oIWwX7LNJLbWfJEV3cBTtbAACO4LOiqZlLlGlc+p6K8V8S/G3U/CcPi5vD/AITXX/C/gJI4dbvrzW2ivjsgjnmFvG8T/aHjt5EctNLFvYlQxOTVpPj1NqHxXTwfZWOg2iMLaSFtf157C/1GGWIStNY2n2Z/tKKu5SfMX54pFO3bkrnQWZ7BRXzdof7QPizwf4V+J3iTx1YaTLpWg+IZtMsTbasAySNJBHDbuWtYkSENMCbh2LAFsqduTe0/9rW2vNC8WSw2GgeIdY0EWM32bwj4mi1O0uorq4EChbkxRbJVcPmN0UY8s78PlV7SIcrPoOivDdY/aUuvAumeNR408NWejaz4ch06dYLLWRcWdwt9I0NvuuZYYfJxLG6yMybUVdwLDiseH9r61bw/4nuIdO0HxJrGiPprC18IeJo9TtbqG8uktk2XJii2TK5bdG6KMeWd+HJU9pEOVn0VRXifiT47eJPCnirRfDOr6B4S0TWtRtxOkms+LJbSxuXaYxrb2c5sSbicYQvHsQr5seN4bIn8bfHbX/DOpeODp3gqHVdF8FxJdatfS6wLeWSA26XDfZoRC/mSqhkO2RolO1MSEsQj50Fmey0V4X8WP2orL4W3qSTxeHDpYt7e8MepeJ4rPVbuCVhmSzsfLczbQWwJHi3MjAcAMdPVvjhr1r4h+IdtY+ELW50bwTF5t7qV1rBge5zYJdokEQgfLZbY29lUAqys5LIpzx2CzPYaK8KuPjPrmrWWraN4i8LP4Wl1Lwle+IdMn0nXRNdCCIKsiSMIVFvOvnwkFDMgLH5jt5rQ/Hy78P23w/0G2stKSXWPD9jewaj448TNYC9kkCoLeCYWsv2q5B2mQYQ/vYzg7/lXOgsz36iuJ+J/xDu/A0fh+z0rSYtc8Q+INSTTNOsbi7NrCW8t5ZJJJRHIURIopHOEYnaABzkeQ/CHx9qPh3xR46/tbQYrXUtc+JCaTcW0N8JI7Zjo9q/mxybB5qnysjKxsQ43BWBWm5JOwWPpSivFdf8A2htR0/Vr7StL8IrquoxeMU8IQRvqfkJI76ct6ty7mI7EG7aygMwVSy72xGdXSvit4t17xJqWl6Z4M0++i0Ge2sddnj10qY7qSKOWSOzVrcC4EUcsbFpGgzuwBmjnQWZ6rRXzX4H+JutfD+61wzeFrefwldfEC60mXVf7UCXSz3V8Yo3jtRGyvEJHjVmaWNvmYhGCgt9KU4y5gasFFFFUIKu6X966/wCvZ/5VSq7pf3rr/r3k/lUy2ApUV5t+0d8Wrj4GfBjxL42tNK/tm50yJDFaFiqFnkSMM5AJ2qX3H1CkZGc15N+wv+1n4g/ai0TxQfEmhWWmahok0A+1aWsiW06yiQhQru7Bl8s5+Yghh07pzSkodR2drn1FRRRViCiivBk8Gx/Ez43fFDTtV17xTaW2nW2lpYx6P4kv9PS1MsEhd0jgmWMsSqnLK3I59KmTsB7zRXz5oXx41fwz8MbW41278P3Oo2eual4fn17xTrcOhWNw1pcyxLIXEchMsix52RxbcrIfkAUGlD8fvGHjrWPg9qPg7TtHOjeJhqSX1nd6uQks1ujq6rMlpITGrRs0ci7fM4DKgOan2iHY+kKK+d5v2xtCh8Zz6czeHE0mDX/+Eekjl8SxJrhm84W5mXTfKyYRMcZMofyw0gQgAHbk/aD1y31R7i48FwQ+E4fFS+E5dU/tkNdGd7n7NHMlsIcGLzHiDbpUYbmwrBQzHtIhZnttFeG3n7ResxZ1a28GQXfg6TxTD4VttUGsbLqSZr1LOS4a3MG1YVlMqjErOxRfkVWLpu6j8cjp/hmbV/7DEhj8YReFDALzGd9+ln5+fL7b9+zHbG7vT50Fmeq0V4j4i/aWt/C/xSsfCl9D4cSO61eDR/sq+J4n1tHm4jmOnLGcRFmQ5MwcI4coD8tcbo+qjRX1mQT6nCLj4wfZiNLvvsu/esQ2zfI3mRc/NH8u7A+YYpc66BY+oKK+dPD/AI98d+JvBXxjTxStnp1hpuoajpltqWkeIEtbmwURxjiWW1jSJIldpPtLMzjB/dthc8TN8eNch+GHxW1HwfrOnav4k0ifTZ3u7XxYNb023hlijiH2WY2igOTC++J4wN0jPv8AmwF7Rbj5T7Borxz9oDVLu1+AN9qHiaHT9IuILrT5rxbW8a4toFW/gJYTPHEzKFGSSi459M1Knx6uLz4b3Xjm30bTLHw3cXEY0fUde16LTre4tXwFu7l2Q/Zo2Y4RQJZG3JuRCSFrmSdmKx69RXg2j/tPTeJPBtpqWheH9N8Q6xN4mbwv9n0nXkm09pvKaVZorwxDzIdmwsfLDDLgKxUB7jftB64mly26+C7e48W2/in/AIRSfS7fWQbUTNbfaY50uXhUtEY2jLZiVxl8KxUKy54hZnttFcR8LfiHd+PIfEVtqukw6Lrfh/VX0m/tbW8N5blxFFMjxTGOMsrRzRn5kUgkjHGT29WndXQgooopgFFFFABRRRQB8xftrf8AJc7v/rxt/wD0E14PXvH7a3/Jc7v/AK8bf/0E14PX6dlf+40f8K/I+Jxv+81PVhRRRXqnEFFFFABXcfA3/ksXg3PA/tW3/wDQxXD13HwN/wCSxeDf+wrb/wDoYrlxX+71PR/kbUf4sfVH24v3R24paB0HaivyY+9CiiigAooooAKKKKACiiigAooooAKKKKACiiigAooooAKKKKACrul/fuv+vaT+VUqu6X966/695P6VMthrczbq1hv7Wa2uoY7i2mRo5YZVDI6kYKsDwQQSCDWb4X8H6D4H0saZ4c0PTfD+nbzJ9j0u0jtodxxltkYAycDJxk4rXoqhBRRRQAV534o+BPhnxg/jNtTN7KfFMdotyY5hG1rJag+RNbsqho5FYhwxJ+ZR2yD6JWdq3iXSPD8+nwapqtlps2o3AtLKO7uEia5mIJEUYYje5APyrk8Umk9wPONW/Z10zWLnVzL4p8Sw6fr0cKeIdLt57ZLbWmSIQtJNiDfE8sSokn2d4QyoOAea1fEnwbi8XapbtqvijW7jw9b3dtexeF1jsY7BJLd0khAZbYXACyRq+BNyePu5U+h0UuVAeYXf7P8Aol8PGFvNq+stpXiW8Gpy6YJYVis74GJlu7dxEJkkDwRuA0jJuz8nOK0J/hNcav4f1HR/EPjjxJ4ntruW2mV9QTT4nt2gmEw8s29pECGZV3bw3C/LtySe/oo5UB5/4o+CHh7xhqnifUNQkvjPr9lYWkvkzBPszWcs01tNCQu5ZVkmLZJIyicYyDFqHwdl8ReG77RPEnjnxL4mtLq5s7pWvk0+KS3e2uFuFCG3tIhhnjQNuDHC/KUJJr0WijlQXOD+JHwpf4mQXmn3/i7XrHw5f2ps77QbFLEWt3Gchw7yWrzDcDtJSVSAMrtPNcNf/s9y+MPGXxDGqatruieF9caztW0/TL2D7PqlmlpFG8ciukjxcq6F4zFIyscsQEK+0aZrena19r/s6/tb/wCyXD2lx9lmWTyZkxvifaTtdcjKnkZoutb06x1Kx065v7W31C+8z7JaSzKstxsAZ/LQnL7QQTgHAPNJxi9WPU8u8Yfs06N4uuvFI/4SXxHo2l+KPKfV9J0ua2SC6kjiWJJC7wNMpCxxgqkio2zDKwZg3USfCPR5F8fg3F6P+E0ULqOHT91i0S1/dfJwdiA5bd83txXbUU+VCucLq3wd0XWNSs7ya5vkktfD134aRY5ECm2uDAXc5Q/vB9nTB6DLZU8YyvEHwJi8Q+FbXwpJ4x8RWvhKPSotGuNEt1sDDeW6J5bebI9q0wZ1wGMciYxldp5r0+ijlQXZyPjr4aaf450vSLY3t9ol3o13HfaZqWlvGLizlRGjyvmpIjAxu6EOjAhzxnBHLWv7OejWeialaReIfEf9p32uxeJG16S6hkvor9IoojKm+ExYZIsGMxmMCRlVVXaq+r0UcqYXPLdF/Z40HR7yC9fV9b1K/TxIviqW6vriJ3nvhZCzYtiMBY2TLbEChWOE2oAg0r74OW03jTUPEOn+JfEGgDVJLefVNL0ueGO1v5IQFV3LQtMjFFSNjDJHuVFBzyT6BRRyod2cDefBbRL7Q5dKkutQFvJ4kj8UFlkj3C6S8S7CA7MeX5iAYxu2kjdnmu+HAxRRTshBRRRTAKu6X966/wCvZ/5VSq7pf3rr/r3k/lUy2Azbq1hvrWa2uYY7i3mQxywzIHR1IwVZTwQRwQeDWb4X8H6D4H0saZ4c0PTfD+nbzJ9j0u0jtodxxltkYAycDJxk4rXoqgCiiigArzTXPgm2peL9e8Q6Z458UeGLjXIYIL+30g2PlyLEjIhVprWSRGwzco6nkEYwK9LopNJ7geY3v7P2hQx+Fj4a1PVvBVz4bt7mzsLrR3glk8mcqZkk+1xTq+9kVy7DeWBO75mzBZ/s7aPpOieEbDSfEHiDSbjwveXd5YalFcQTXLfaTKZ45TPDIkit5zDJXdwDuzkn1Wilyx7Bdnn2m/CFvD2vXN7oPjHxFoOlXWotqdx4ftBYyWMszuHm/wBdbSTIsrBmYJKvLsV2k5p978F9EvtDk0qS61AW8niOPxQWWRN/2pLxbsJnZjy/MQDGN23I3Z5rsdZ1vTvDumy6hq1/a6ZYQ7fMuryZYYkywUZZiAMkgDJ6kCrtHKtgPAPiR+zvc7bGbwvqmuXNp/wmOneIZPDbXdvHYW7f2jDPd3CnYsrfKJpPKeV03OSibgm3qtV/Z10fV9YluZfEPiKHS31y38SLoMNzAtlHfxSxy+aP3PmsrPHlo3kaPMjMFVgjJ6rRS5IjuzyIfs2aQupJInibxHHo0WvjxNDoCTWy2cd954nZ8iDznVn3ko8rKN+QFKoV2m+B2gt5mbvUTv8AFKeLT+8j/wCPtduE+5/qvlHH3v8AarrPCfizSvHGg22taJdfbdMuDIsU3lvHuKO0bfK4DDDKw5HatehRj0DU8p1j9nXR9Yh8WWr69rsGm+ItQTWH0+J7byrK/R4ZFuoC0BcNvgRtkjvH1+THFNm/Zz0jUtL8bW2s+JPEWvXfi60t7TUNSvZ7dZ0EBkMLwiKBI42XzO0e0lQSpJct6D4V8W6T420k6not19sshcXFoZPKeP8AewTPDKuHAPyyRuucYOMjIINGs+LdJ8P6toemX915F7rdw9pp8flO3nSpDJMy5UELiOKRssQPlx1IFHLHcNTL1j4exeJPBCeG9a1nU9WHmwzSalP5CXUrRTrMpby4kj6oqnbGMj35rkb/APZv0GWSV9L1nW/D23Wl8Q6emmyW5j0u9MbxyyWySwyKqyiVy8bhk3MWUIxJPrNFPlTFdnmnh/4C6PoKxs2s63qd0PEP/CTy3d/PE8k159n8g7tsSqEK87EVQCcLtUBRcT4K6JHrl3qoutQ+0XPiRPFDr5ibBdLZpaBB8mfL8tAcZzuJ+bHFdZe+JtN0/X9M0S4ufL1PUo5pbSDy2PmLFs8w7gNoxvXgkZzxnBrTo5UPU53wr4FsPB+qeKL+zmuZZvEWp/2rdLOylUl+zwwbYwFGF2wIcHJyW5xgDoqKKrYQUUUUAFFFFABRRRQB8xftrf8AJc7v/rxt/wD0E14PXvH7a3/Jc7v/AK8bf/0E14PX6dlf+40f8K/I+Jxv+81PVhRRRXqnEFFFFABXcfA3/ksXg3H/AEFLf/0MVw9dx8Df+SxeDc8D+1bf/wBDFcuK/wB3qej/ACNqP8WPqj7dHQY6UUi/dHbilr8mPvQooooAKKKKACiiigAooooAKKKKACiiigAooooAKKKKACiiigAq7pf3rr/r3k/pVKrul/euv+veT+lTLYa3KVFFFUIKKKKACvln43NrPxO8e+LLPQPCWs+J28KaZHZaZeabLZJDY647RXokcXNzCxMaxWJBjD8SSrkE4P1NVTT9HsNJN0bGyt7I3U7XNx9niWPzpmADSPgfMxAGWPJwKmUebQadjxnwv8bpPFOpHVP7Tj03QrjwHD4iW3uBEi2s/myidmdhkeXhFYMSqleQOc+dfCm78Q+Mvif8PPF2oeLNWm1a/wDhhaavdWlvBZLFdv5kBlhx9mLKju247CGDHCsq4Wvo66+Ffgq+GmC58H6Dcf2XcSXVh52mQP8AY5pJBJJLDlf3bs4DllwSwyTmp7j4deFLqbQ5ZvDGjTS6CAukvJp8LNpwG0AW5K/usBF+5j7o9Kz5ZaXY7o8J8B/ErxdfWXwe8WS+M28QRfECcxXvhoWdoLewSS1luC1s8aCYG2eJYXMskoO9shWxjC+Hfir4m+KNP+DVze/Ey9z46sLs6ksOj2Ci0MUKzRva5g+SUhGVzL5qMXYrHHhQv0no/wAOfCfh3xBqGu6T4X0XTNc1Df8AbNTs9Phhubne29/MlVQz7mAY7icnmrdl4R0LTY9JS00TTrVNJVk05YLSNBZKy7WWEAfuwV4IXGRxRyPqwufPOk/FzxR4g8E+EtJOta/d+Lrq+1m2kHhXT9NS/v4dPvJLY3Be+ItIh8sZdQpZmkXYFVWrmfDeua78YNU/Z78RXvi7U9K1C6k1y0M1hHpzGVoEmQSnMMse+VIhv2Ex4JMYXg19M618KfBPiTSodL1bwdoGqaZDcS3cVne6XBNDHNIzNJKqMhUOzO7MwGSWJJyal1L4aeENa0e10nUPCuiX+lWtwbu3sbnToZIIZyzMZURlKq5LudwGcsx7mjkfVhc8WsbzxxqOh+OV8HL5Etp4/uob1NDtrC21CSxEcZY25uI/s7z72Qs9wMsgcbt2yptJ8dDXvFPwentbq91mRrnXbK9n8Q6dZrqUdxBC6yQs8MQSNkkQxk2+FcJ1ccn1/XfhX4L8UWclnrPhDQdXtJLtr97e+0yCeNrll2tOVdSDIV4L/ex3rRsfB+g6ZHpMdnomm2kekI0empBaRotkrLtZYQB+7BXghcAjinyvuFz55+BvxD+Knj6Twb4nmsfEV5omuNI2rR3o0SPSrGJlcqbTyZje74pVSMicOWUyFlRsAS/DTx143m+Gnwl8Wa741utTuvFup2NvfWz2FnBawxvDP8iBYg4Z2WLcxc5cfIsYbZXt1r8J/BFj4rbxRbeDfD9v4maR5jrUWlQLel3BV284JvywZgTnJBINXrrwJ4avvCq+GLnw7pNz4aVEiGizWMT2QRGDIvkldmFZQQMcEA9qShJdQueDX3xO8XeJNa8RaVovi5bBE+JKeGIb63s7e5Ntaf2XHLNCoK7TIsxkwz7irjDBlUocvXPi54w8P2194am8S6xeyWnj8eHZNe0zRYb3Wf7P/s5b8ultDbtEzqXEbOsBAjBbYW5r6N03wH4a0a3t4NP8O6TYw280dxDHbWMUaxyxwrDG6gKMMsSrGCOQihRwMVxfxY+B1n8RLez+wjRrCSPUjqd5Z6ro4v8ATtVlMBhBvLZZYvPZQIyrM52mJDg7RgcZW0YXRY+Av/CVy+Dbq78W6trGq3VzqN09k+uWNvZXK2QlZbffDFDEY2aNVYrIu8FjkJ9xfSK4D4L/AAoT4R+HdQ09bu1na+v5L97fS7Aafp1qWVFEVrah38mPCBiN7FpHkfPzYHf1pG9lclhRRRVAFFFFABRRRQAVd0v711x/y7P/ACqlV3S/vXX/AF7P/KplsBSoooqgCiiigAr568afErxj4f8AGHifwDBqzHxDrmp2B8K3rWsIa3srgH7TtBTZKbZba6k+cMcNGGznn6FrOuvDek32tWOs3Gl2dxq9ikkdpqEtujXFurgB1jkI3KGAGQCM4GamSb2Y0fOHh/4j/Fbxd4q1XUtG07xFfW2m+K5tIfTIxokejLZQ3AgkMhklW/E/lbpwRhdxQBGQ8w6x8TPH2h/DX4heNv8AhJ7q/msPE954e0/SY7GyS3tLf+1BbJcMXRWeaONmILyxxYC7wcM7e+ap8J/BGt+JovEmo+DfD+oeIoXjlj1e60uCW7R48GNlmZC4K7V2kHjAxitiHwzo9vpt7p0Wk2MWn3zzSXVqlsixXDSkmVpEAwxcsxYkHcSc5zWfI+47nzX441z4h6V8KfiOPEWmaxPo1vaWVzpl741ttEublpzcBZomhsS8DxqFidC8YYM78nCkaPxb8a+O9G/4XH4h0rxnPplh4GggvLDR4dOtZIrphaRTyx3EkkbSNG3zKBG0bLvY7z8oX2bRfg74B8OWGo2Ok+B/Del2WpBBe21jpFvDFdBCSglVEAfaSSNwOMnFbd74V0TUrfVYLvR9PuodWXZqMc1qjreKE2ATAj94NoC4bPAx0o5Hbf8ArULnkuoat4p1v4/Q6Z4b8Yas2iaRANQ8SabJbWL2UG+IC2sYmFt5/mynMzEykogGB+9THI/Az4ifFTx7J4M8Tz2HiG90TXGkfVo70aJHpNjCyuVNp5Mxvd8cqJGRPvJUyFlRsBfcJvhH4FuPFC+JpfBXh2TxIsqzjWH0m3N4JFACv5xTfuAAAOcjA9BTrX4T+CLHxY3ii28G+H7fxM0jzHWotLgW9LuCrt54TflgzAnOSCQafLK97iufP3wlvPEl54Q+EvhnRPE9z4WsdU/t+a/ns7O3nuGWG8ygjM8bojZcgsUYYZhtztZb3g/4keNPH0vgHwzdeL7jw/PdN4i+3+ILCztBc350y9+yRoqzQyQxs4bzn2x/8syF2g19Eaf4T0TSfsX2HRtPs/sIlW0+z2qJ9nEjbpRHgfLvIy2MZPJzWdrHwv8ABniHRo9I1XwjoOp6THcveJYXumQTW6zuzs8ojZSodmkkJbGSXYk8mlyNdf60Hc83/ZHvXl+AsV4l3DrTtrGuyi8swBFdn+1bs74wGYBX6jDEYI5PWvL/AA14g1zxd4n/AGbvE+ueN21m78TX99qn9gSW9rGljnSr07Lby40lKRCQROZTKS2w7l5DfWmm6TY6LbG30+zt7C3MkkphtYliTe7l3baoAyzszE9yxJ5NYml/DHwdoesT6tpvhPQtP1W4uDdzX1ppkEU8s5EgMrSKgZnxNKNxOcSOM/Mcvkdkr7Bc8d8N/GHXdQsPgFHca9C+o+Kr29i1WHZAHu44bG7dsKF+XZNHDkoBg4VuuDz/AIN8deP9Q+Fvwq1XVPHt3/aPxAvrWyutRXTrKOHSU8ieUfZk8nmaYwxx5mMib3JWNAQg+g9N+Gfg/R9auNY0/wAJ6HY6tc3BvJ7+102GO4lnIkBleRVDM5E0o3E5xI4z8xqxdeBPDV94VHhi58O6TceGhGsQ0aWxiazCKQyr5JXZhSAQMcEAjpRyy6sLo8X8TaJrWqfEz4caRa/EO4uL23TXIbjX7S0s2vlRTbHySPLNusw+VWYw4wD+7ViGXv8A9n/xZq/jL4ZWt7rt2NQ1S2v9R0ya8EKxG5+y3s9ssrIoCqzrCGIUAZJwAOK63SfBvh/w/BpsGl6FpmmwaakkVjFZ2ccK2iSEGRYgqgIGIBIXAOBmrul6PYaHam102xt9PtjJJMYbWJYk3u7PI+1QBuZ2ZiepLEnk01Fp3Fct0UUVoIKKKKACiiigAooooA+Yv21v+S53f/Xjb/8AoJrweveP21v+S53f/Xjb/wDoJrwev07K/wDcaP8AhX5HxON/3mp6sKKKK9U4gooooAK7j4G/8li8G/8AYVt//QxXD13HwN/5LF4Nx/0FLf8A9DFcuK/3ep6P8jaj/Fj6o+3R0HaigdBjpRX5MfehRRRQAUUUUAFFFFABRRRQAUUUUAFFFFABRRRQAUUUUAFFFFABV3S/vXX/AF7yf0qlV3S/vXX/AF7yf0qZbDW5SoooqhBRRRQAUUUUAFFFFABRRRQAUUUUAFFFFABRRRQAUUUUAFFFFABRRRQAUUUUAFFFFABV3S/vXX/XvJ/KqVXdL+9df9ez/wAqmWwFKiiiqAKKKKACuG+I3xh0T4Y6p4dsNUgvrmfWrpYENlGrraxmWKI3E+WGyFZJ4ULDODIvGMkdzXzt4u+GvjT4yeMfiPLBf6f4Z0WWxHhO1XW9CnupZ4BH5011but1B5YaaYKG2uCbVGB4wYk2loNeZ9E1kHxZpQ8Wr4ZN1/xPGsTqQtfLf/j3EgjL78bfvEDGc98Yr590HxP4httS03xB4l8KeJJtV1jwWuizRWOiXExbU7e4lWWOQhcQpI0gaOWYpEyndvAGa5j4X/C228N+KPhDqWueApF1Vvh5ZacmqSeHXunsNXh+zhDcSLExt3RMqJJdoAVl3DGKj2j6Idj7Aor5H+FXgl11L4WvYeC9Y0D4kaXcSN468QX2kz2ovo/IlS7WW9YCO/E115MkYR5QAoYbAvGb8Lv2dNLh0v4CNqfgKRLibTb2DxR9ssZN0y/Z1eKHUAw+eMSxx7IpwVXYqqq4AB7R9gsj7KrI1TxZpWj69o2i3l15Wp6wZlsYPLdvOMSeZJ8wG1cLz8xGe2a+UZPD+qab8NfBnhvV/BJutEtdV16NJNc8Lah4jtrCGK+mWxiOlwMrMrQbfKnfKxomF/1gNVfDfw1SPw98CtU8d/D241VdIu9W06/im8MvezWUG64FijW6LPIkCYTZguiZQhsYal7R9EFj628M+Jv+El/tX/iVanpX2C/lsP8AiZ2/k/afLx++h5O+Js/K/GcHik1TxN/ZfiTRNI/snVLv+1PP/wBPtbffa2nloG/fyZ+TfnavByeK+cfEPgWG/wDC3jSDxDa6raRSfEK51Ozt5PCd5r1nfoIUA+02UKbprcjeQ25FEiIwbKgHY8JaNrd9qfwWuU8FxeFYNOn1xHt9K0t7KzhjaCRIbg25XNoJjiQQy/Opk2nLA0+d7BY+kKK+OPgL8O9X0nxd4Pl1o/2J4zsZbg65cwfDzUo7nVmaOXzorvW/Pe2uY3fEqsflLRxbVU/INP4f/C+L4dfAv4Sa8vgu9g12w1DT73xE1rpcs+ruixzQ5kjVDPKIjOuIwCUQEKqquAKo30Cx9aUV8mx+Brn4ianrT6n4R1hdB1j4nQaj9m1GymtzPp/9jRRmaROGWF2Uqyvj7xjkUHcg5v4geGZfBtrfeG7bwtbN4W/4WYLiw8JXttcLp2oWA0lJnihtbe3nkmiF0Xk2wwSIrozMoCEgdRrWwcp9rUV4t+yjoXhzw/8AD7VINBtdP0+5k1m7udS03T9NmsfsE8r+ats0c8UU37uJ4lVpI0LJsKqqlQOP8beHrWx+P39vaV4Z/wCE11m41GwWW117wTeSmwC7EeWw1p0EFvHGmJvL+cGRZArK0mBXNomKx9AeGfE3/CS/2r/xKdT0r7Bfy2H/ABM7fyftOzH76Hk74mz8r8ZweKpeNfGh8IXfhiAWX2z+2tXj0st5uzyd0UsnmY2ndjysbePvZzxXgl18M7vxK95pur+Hb660u6+Ks99PDJbyLHNZGzZTK3A3QMflOfkYEqcgkHH1j4W+KrSw13w54Hs5fB8Vv8R1n0G4XSWkstNt30lS08UIwohFxJLyvyB2PBwVM80rbDsj65or4WuPh/cXWsWa6z4C/snQIdKexksfEHgnUfGKx6v9pkN9cIbeVHZ51eCRb1g/mKoUPGyslenWfwRsvGWtWMXjLTbjx9aWngC1todT13S54RcXXmT/ALx7eYkpchGH38ypvblSxoU29kFkfTdFcN8CV1dfgn4BXX0vI9cGgWIv01BXW4Fx9nTzBKH+YPuzkHnOc13NarVXJCiiimB8xftrf8lzu/8Arxt//QTXg9e8ftrf8lzu/wDrxt//AEE14PX6dlf+40f8K/I+Jxv+81PVhRRRXqnEFFFFABXcfA3/AJLF4NzwP7Vt/wD0MVw9dx8Df+SxeDf+wrb/APoYrlxX+71PR/kbUf4sfVH24v3R24paB0HaivyY+9CiiigAooooAKKKKACiiigAooooAKKKKACiiigAooooAKKKKACrul/euv8Ar3k/pVKrul/euv8Ar3k/pUy2Gtzzj44fFzTPgX8L9c8batbXF7Z6ZGh+zW2N8sjusaKCeACzrknoMnnpXnH7I/7Xmm/tWaTr8sPh+fw3qmiyQrc2b3IuYzHLv8t1k2Jkny3yCoxgcnNe2+KPC2keNvD9/oWvadb6rpF9EYbmzukDRyKexHqDggjkEAjBFc38J/gj4H+B2jXOl+B/D0Gg2d1L504jkkmklfGAWklZnYAZABbAycdTUtS5k09A0sdxRRRWggrw/wCOvxG8UaDrwi8K3n2e18L6cvibxDGlsk7XVoJ1QWoDKSpkijvXDIQwaBR0Jr3CvLP+Gc/B+u+JvE+v+M9D0TxvqWsXomgm1jSIZzYWywxxR20RkD4UbGckbctIxwKiV2rIa8zqYviRpVxr8+lW63Fw8WjR64LmJVMMlu7uqhTuyWPlk4IAwRzXm3hn9o3UPF/xJ8NafpvhDUm8I654Wg8RR6jM1nHLCsrx4kkzdcRIr4ZVRn3cqGXmpNF/Z71/wxZaNBo/jmO2ktdFbw3d3Nxo/nyS6eszPbeTmcCO4ijdk8xxKjHDGLjbVvwt8Ab3wbdeA5NO8SW0kOg+F4vCmow3mls41C1QxHfEVnU28h8tuT5oww44yZ992HoaXh39oTR/EOq6BEdB17TdE8RvJHofiK+ghFjqbKjSKI9krTR+ZGjvGZo4w6odpJKg4Gh/tX6Z4jj8MyWPgPxpJH4nt5Z9DZrS1QX7xBTLEM3P7plDM2+by42EbFHYFS1zwb8AdT8P/wDCF6Xq3i6PWvCvgqTzdBsI9JFrdhkieC3+1XImZZvKhkZf3cUO84Zs4Km54L+Av/CH6f8ACq2/tz7X/wAILbXFuG+ybPtolgMWcbz5eODj5umOKXvhoamm/Gm38ReDdI17QPCviPXpNReeL+y7SCCO4tZIJGjnSd5pkgjZJEZMGXLEHZvAJHIah+0fqF94g+Gi+GfB+qaxo3igXwul/wBEjuoJbdWDwDzLpFEkUiN5n3lIHyMxqnq37K732i6FYjW9H1WPTNS1fUG0/wATeH/7T0u4N9dyXAZrT7RH++h8woku88M/yjfxe8O/s33/AIK8N/D2y0DxTaw6l4OvL+eC5vdGElvcQ3Zl8yMwRTRbCokG0owUbPuYIUHvsNC1pvxqXw1a69/aM+r+Lb+TxlceH9M0+CytLSXzPLEqW0bvMkTKqByJJXRnxjBbaD0+sfF46LHoFpL4Q1+bxPrQnkt/DMD2LXiRQkebLJJ9p+zKg3R8+dz5igZOQMa++Cd+vh7xXpNnqHh2/tvEWvTazd2vijw4dUtCjrHiEwi5iDFXiRg5JHH3c4NZuj/s96p4PsPCdz4b8WW9l4j0BL62W4vtJa40+S0u5Fke0S1W4jeGGN44fKUTHy1iC/ODR74aFHVvjBqOi/FiS7g8M+LtaspvCMGoHQLOJI5bQi4n82SWOeWOJZAFVMBy74+QOoJHVXX7QGlXS6YPDGga544nvtGi1/7PocdurQ2Mo/cyObmaFcvhgsalnOxvl4rU034aXkHiKfW9R19tUv7jw/Fok8rWaxb3WWWRp8K2ACZcBMcBfvHrXmFx+x7p6WXhBo5vC+t6lofhuz8NzyeL/CiavbTx2w/dzRQmeNoJCWkziRgQwBHyhqPfWwaHvPhnxHp/jDw7puuaTcC60zUbeO6tpgpXfG6hlOCMg4PQ8joa0qyvCehJ4Z8M6XpKQafbCzt0hMWk2f2O0UgAHyoNzeWmc4Tc2Bxk9a1a1XmSFFFFMAooooAKKKKACiiigAq7pf3rr/r3k/lVKrul/euuP+XZ/wCVTLYClRRRVAFFFFABRRRQAUUUUAFFFFABRRRQAUUUUAFFFFABXOeNPh9onj+Cyj1iG6MljMZ7W60+/uLG5gcoyMUnt5EkXKswIDYIOCDXR0UAYHgvwJonw/0yax0O0kt4rid7q4muLmW6uLmZsZklnmZ5JWwFXc7EhVVRwoA36KKNtgCiiigAooooAKKKKACiiigD5i/bW/5Lnd/9eNv/AOgmvB694/bW/wCS53f/AF42/wD6Ca8Hr9Oyv/caP+FfkfE43/eanqwooor1TiCiiigAruPgb/yWLwbj/oKW/wD6GK4eu4+Bv/JYvBueB/atv/6GK5cV/u9T0f5G1H+LH1R9ujoMdKKRfujtxS1+TH3oUUUUAFFFFABRRRQAUUUUAFFFFABRRRQAUUUUAFFFFABRRRQAVd0v711/17yf0qlV3S/vXX/XvJ/SplsNblKiiiqEFFFFABRRXzd4iiu/En7Rfi/SrrS/HWv6Za2GkmFfDPimTS7bTzKbjzHkjW/ti+7apyiSHCHvgGZStYD6RoryO6+M3iFPFnjzTNM8Dtq2leDAv2y6h1IteXpaxS6SO0thCxllJfYVd0HKlWcllXM0T9pBr/4a6j4tktPDOrqtxaWGn2fhHxKdUae8uHSOO3mdraEW7b5Ys53EBmJHygFc6HZnt9FeBfFjXvGbWfgWbU/B9jF4gtvF9stnZ2OtCe0ut1pcbW+0PDE8YUkh8xZAUlBLkKcvxt8Qbvx7Y+G7fVdIh0XW/D/xM0zSb62trs3duZAEmR4pjHGWVop4z8yKQSwxxkrnQWPpGivnaX48WXwv0TxVdXUss9zceOrrRLRvFOvrBZRSGJZiWuWixa2yorlYwshyAq7iwxk+IPi9pnxz8L6NpskOm6nbQeMbfS9a0/QdTj1bT9RiW2kukjjm2IJ4nCxbldE+ZXRhgZJ7RD5T6for5t/Z98dw+Gfh3on2O1042HiHxfPZW+hafeMR4aSaOSc2ciGJSksTI4aDagQyYB2qM9brfx+1G0vdYsNK8JLquo2fi2PwnBC+qLAkzyWEd2s7O0Z2KDIFZQGICll3HCE51a4rHstFeIt+0RqsentYSeFLOPxmPFY8Jf2e2skad9oNsLsSm8MG/wAswEEDyN5chAv8VdV8LPiN4g+IXhHXNTvPDum6ZqVhqF7psFjZ6w13FcSW0jREmY28ewNIjAYVsDBPOVDUk9EFmeiUV4bN+1Rpdr4T8N69caNPHFeaJf69rNuk2+TSYLNAs6YC4lkFwywhfkB+dsjbg2rv47eIvCstzbeMPBVpo95N4evdf0xNP1v7bHP9lRWntp3NvH5MoEkRBQSoQXw3ygMc8Qsz2iivK/APxg1zxD4z07w/4i8JweHJNY0V9e0x7bVhes0CSxJJHcKIkWKUefCcI0qnc2H+Xn1SqTT2EFFFFMAooooAKKKKACrul/euv+vZ/wCVUqu6X966/wCveT+VTLYClRXm37R3xauPgZ8GPEvja00r+2bnTIkMVoWKoWeRIwzkAnapfcfUKRkZzXk37C/7WfiD9qLRPFB8SaFZaZqGiTQD7VpayJbTrKJCFCu7sGXyzn5iCGHTunNKSh1HZ2ufUVFFFWIKKK8B+J3gGzb42fD21TWfFltZ+ILjUm1G2tPF2qwQyGO28yMKkdyqxAMCcRhR2xipk7Ae/UV832v7XHh7RfEi6DC+hnRLDWl8Mlb7xYsniBpFlFt532GRGeSMTEAu83mFA0m09D6L4R+KGv8AjnWrmfSvCdvN4Mh1O50n+131UJeNJAzxSzC1MW0wiaN0z52843eXjikpxew7M9Lor5r/AGefidrWgeE/hb4e1Xwvb2Wg69HPYaZqkeqCW5aaGGSfMtsIgscbrFNtZZXb5V3IhYhem8CftA654o1DwO+r+CodD0Pxk89tpl1FrIurlZooHm/ewiFVWN0hmKsJGb5V3IhbASqJ2DlZ7dRXzV4f+Pz+BfhV4Em8uOSLWJdRjOuePvExtrWEw3DgRzX4tnzM4yY4zGuUicBiU+b0TVvip4lk8TL4a8N+FdO13XLPSINX1cS621tawCZnWKGCX7O5md2hm27kiXCAll3YApphZnqNFfNOrfE/Xfhh42+MfiS28IxaloOmvYahrE1zqiW08MIsYN6wRrHIJpVTexDNGhwoV2JO3S+JH7X+jeAPFniTSyPDotvDSwtqUeseJYtP1K43xLMy2No0bG5ZYmXG54gznYDnmj2kVuHKz6EorxT9pjxEtt4H8HXcd/rVrpd94l02K6fw9LdpdzWsjMXRPshE7bl/hj+Y9q5Xwt8RPFPw5sZVstB8Qa/oviLxcujeFbPxdfT219DC1k8kk00lyj3Ah+0QzYEwMojO5VbEaMOaTsFj6VorxHXfj74l0my8V6hb+CbHUtN8Fog8TSw64ySRyiCO5uI7JGth9p8qGRW3Sm3Dk7R3I5mT4na14J8afGDxRo3ha31/w3YrY6vqV3JqgtZvs66dC7C2i8pzLKIw7bZGiX7gDkltpzoLH0pRXzbefFbSvhf42+NfjS4QXNktt4eMKtKtusjzRvHDvkf5Y0LSJuduFXJ5xirEf7X1sfD3iieDTtA8S61ob6a/2Twh4nj1O0uoby6W2XbcmGPZKjlt0boq48s78OSp7SPUOVn0VRXz7rn7SHi/wsvjb+1vh3p6L4KjgvdamtPEhljayliWQPa7rVGllVRNujkWJf3Y2yNu4b8SP2v9G8AeLPEmlkeHRbeGlhbUo9Y8SxafqVxviWZlsbRo2NyyxMuNzxBnOwHPNHtIhys+hKK5jxx4vu/Dnw71bxNo2lf8JFPZ2LX8GnrP5BulVd5VX2thiucccnA4zmuA8TftK2Gk3e3SNJbX7ZtK068hnhuRGJbrUbhYNPthlSoEh3s0hYBFVTtbdxTkluFmezUV4nrX7QWteD4fFFj4i8GQx+JtFgsL6HT9I1gXNvqFrd3H2dGjnlhhKyLIsilJI1HCEOQxK9X8O/iTrHiXxZ4j8L+JPD9roGvaNb2d6yafqTX9vLb3IlEbCRoYWDh4JVZdmBtBDEGlzJuwWPQaKKKsR8xftrf8lzu/+vG3/wDQTXg9e8ftrf8AJc7v/rxt/wD0E14PX6dlf+40f8K/I+Jxv+81PVhRRRXqnEFFFFABXcfA3/ksXg3/ALCtv/6GK4eu4+Bv/JYvBuP+gpb/APoYrlxX+71PR/kbUf4sfVH26Og7UUDoMdKK/Jj70KKKKACiiigAooooAKKKKACiiigAooooAKKKKACiiigAooooAKu6X966/wCveT+lUqu6X966/wCveT+lTLYa3KVFFFUIKKKKACvOda+Dct9441XxTpHjjxL4Wv8AVLe3truHS00+SGRYPM8s4ubSYgjzWzhhnPSvRqKTV9wOSs/hxbaTqHjPUdN1XUNP1LxRLHcXF3F5DNayR20durwq8TLnbErfvFcFs9uBy9x+zvo+sWviM+INe13xHq+uQWtvJrd49tDeWy20jS2xh+zwRRq0UrmRWaNjuwCSoC16rRS5UFzgrX4SRuNMk1jxRr/iO9sNWj1eK81KW3DeYkLxLH5cMMcSx4djhEViTksahuPgboVzqV9etd6iJbzxPbeK5FEke0XUMMMKIPkyIisCEjO7Jb5gMAdZofjLQPEzKuj65purM1tHeKtjdxzEwSFhHKNpPyMUcBuhKtg8GtejlQ9Tze8+A+h3FpfrBqGqWGoT+IH8T22qWssQuLC9ZAjNDujKFSm5SsiOCHbOeMXx8LZLyz0mPWvF2veIbrS9UXVrW+vlso5VdYWiEZEFtGhjAd25Xdk/ewAK1p/iN4Zs9Q16zu9ZtrGXQhbtqT3jGCK3E4JhzI4CHdjsTzgHBNdHRZdA1PJ1/Z10xrXVZbjxP4iuvEmoara6y/iZ3tEvYri3iWKEoiW624URqyFWhO4SNuycEXNB+Aei6DMbj+19b1G8fxCniee7vriN5J70Wq2xLbY1AjZFzsQKqk4QKgCDudA8Tab4ohvJdMuDcpZ3k1hOTG6bJ4nKSJ8wGcMCMjg9ia06XLHcLs+dPjl8ATq6CXTNGvPE9jqviZte1mzjTT7i6if+zxaobWK/xaEfuo93niRgHcp820r6B8AdF8TeHfBU+neIbNtOtLe8ePRrG4jsY7u3sAqBEnWxVbVW3iUqIRtEZjz826vS6y/EnivRPB2nrf6/rGn6HYtKsK3OpXSW8RkbhUDOQNx7DqaOVJ8wXexw+nfs8+ELG88dvNDdahZeMYmt7/TbmUfZ4YXMrSxwBFVoxI88sjHcWLtkEYAENn+z9p7W94uueKPEfi26k0afQbW+1qa2M1jazKFmERhgjUu+2MtJIrufLX5sZB77xJ4q0Xwbpbalr+sWGh6crrGbzUrpLeEMxwq73IGSeAM81qAhgCDkUcsQuzk7b4a6Za+LtB8RLPdtfaNo82iQRs6eW8Mr27szjbkvm2jwQQOW46Y6yiiqEFFZFx4u0m18WWfhmW6263eWc2oQWvlOd8ETxpI+/G0YaaMYJyd2QCAca9MAooooAKKKyJPFulReLIPDLXR/tuayfUUtVic/6OkiRs5YDavzOoAJBPOAdpwAa9XdL+9df9ez/wAqpVd0v711/wBe8n8qmWwGbdWsN9azW1zDHcW8yGOWGZA6OpGCrKeCCOCDwazfC/g/QfA+ljTPDmh6b4f07eZPsel2kdtDuOMtsjAGTgZOMnFa9FUAUUUUAFc9rngew8QeLPDPiG5luEvvD7XLWqRsojczxeU+8FSTgcjBHPXPSuhrA1D4heFtJ8UWfhq+8S6PZ+I7xBJbaPcX8Ud3Op3AMkJbewO1uQP4T6UnbqBzum/CFvD2vXN7oPjHxFoOlXWoNqdx4ftBYyWMszuHm/11tJMiysGZgkq8uxXaTml0P4OWvhvxPc6lpniTxBZ6TcahLqr+Gop4F0/7VKD5jgiHz9rOTIY/O8vexO3HA9Arm9P+Imhat4y1LwtZz3Vzq+mqpvPL0+4NtAxRHEbXPl+SJCsiN5e/fhgcYpWSAxNM+C2iaVY+ArWK71Bo/BlxJcaezyRkys9vNbkTYT5hsncjbt5C9sgrpfwW0PSbLwDaw3WoNH4LuJLnTy8iZlZ7ea3ImwnzDZO5+XbyF7ZB76ijlQXPNrP4KvonhHTfDegeOPEvh7TLMXAcWUenSvdedK0reYZ7SUcFmA2BeDzkiqf/AAztoulpo6+GNe1/wW2n6PHoLPotxAWurKM5ijlM8MvzIS+2RNjjzH+bkY9Voo5UO7PP/EHwT0PxJoPjzSLm71JLXxlbLa37JOrSRKtutuDEzKx3bFBJfflsn2pup/B8t4k1PWvD/jHxF4NudUMT6hDo4spIbqWNBGszJdW0219iopKbQwjXIJANehVieLfHXhvwDp8V94n8Q6V4cspZRBHc6texWsbyEFggaRgC2FY464B9KGl1FqQeMvA1j44j0VL+a5jGk6pb6tAbdlBaaFiUDZU/KSeQMH3FHi3wLYeMr7w1dXs1zFJoGqLq1qtuyqHmEMsID5UkrtmfhSDkDnGQd+CeO6hjmhkWaGRQ6SRsGVlIyCCOoIrP03xNpusavq+l2lz5t9pMkcV7D5bL5TSRrIgyQA2UYHKk9cdeKegHBeJv2f8ASPEuteILoa9r+laX4k8s69oOn3EK2WqFUETGTfC0sZkiVIn8iSPcqLnnJNbxZ+zjo3izUfEMp8ReItK07xFHFb6xo2nXECWd7bxxJEsJV4WaJSiEFoWjchyN+AgX1mqdrrWnX2pX2n21/a3F/Y7PtdrFMrS2+8bk8xQcruAJGQMjpU8sR3ZxOsfAzw3rknipp2vI/wDhIEsRJ9nlWP7G9nzbS25VQUdG2uCSwyi8YyCy/wDg7L4g8N3uh+I/HHiTxLZ3F1ZXaNfJp8T2721wk6BDb2kQwzRoG3BjhflKHmvRaKfKhHnvij4I6F4ut/iDDeXeoxp43sItP1HyJIwYo44niUw5Q4bbI3LbuccdqNT+D5bxJqeteH/GPiLwbc6oYn1CHRxZSQ3UsaCNZmS6tptr7FRSU2hhGuQSAa9CrI1PxZpWj69oui3l15Op6wZlsYfLdvOMSeZJ8wBVcLz8xGe2aOVD1NYoGjKMN6kYO4Zz9a8m0f8AZl8I6L4C1zwnDPqxstTvo9QS7+1Kl1p8sPl/ZfszqgEa2/kxeWpDAbfm3gsD6H4T8WaV440G21rRLr7bplwZFim8t49xR2jb5XAYYZWHI7Vr0WUtRao8y/4UJpd5Z6z/AGzr2t+INX1ZrMXGtag9st0IbWYTQwIsMEcSRiTcxAjyTI2STgjq9O8C2GmePNc8WxS3Dajq9lZ2E8TsphWO2adoyg25DE3L5ySOFwBznoqKOVAFFFFUB8xftrf8lzu/+vG3/wDQTXg9e8ftrf8AJc7v/rxt/wD0E14PX6dlf+40f8K/I+Jxv+81PVhRRRXqnEFFFFABXcfA3/ksXg3PA/tW3/8AQxXD13HwN/5LF4N/7Ctv/wChiuXFf7vU9H+RtR/ix9Ufbi/dHbiloHQdqK/Jj70KKKKACiiigAooooAKKKKACiiigAooooAKKKKACiiigAooooAKu6X966/695P6VSq7pf3rr/r3k/pUy2GtylRRRVCCiiigArxa+1DxPrn7REGj+HPGerf2FpEa33iWwktrF7KAPGBbWUTfZvOEshzMxMx2IBx+8THtNcpP8JPA114qHiebwX4em8SiVZxrMmlQNeCRQAr+cU37gFABzkYqZJvYDyPw38YNe1DT/gFHNr8MmpeKr2+i1SJooQ92kFjdu3yBcqI5o4dxTbg4U/ewY/DXxF8Q+A21uH4o6/rmn67Hol9qfl3tjp91oLx27L51xZizRbpo4w8eI7l0kZJQMMwLD2Wy+F/g3TdWu9Us/COg2mp3dwbu5vYNMgSaecrIpldwu5nKzzLuJJxK4z8xzH4X+E/gjwQt6PDng7w/oAvo/JuhpelwW32hBnCyeWg3ryeDkcn1qOWXcq6PlvRb3UYLnxf4RWDWdBgvvh1NqNvNqOn+H4LuCGGQrHHbrYK6rbMJ5F2TqzKQdhB3GumMninRfgb8KdF8J/EbxAfGfiHT7WPSIhbaW8Ija3haSacGyY/ZraPLfKQ7F1RnZnUj6B8L/C7wZ4HZ28OeEdC8Ps6ujHS9Mgtiyvs3g+WoyG8uPPrsXPQVlTfAH4X3NjbWU3w38Iy2Vs7yQW0mg2rRxM+3eyqY8KW2Lkgc7RnpU+zfcOY8M+Jlzc6A37QM5eDULu1sPDuZr+yhnjmYAgu0LoYySecbcA8jGBXosPiTxB4o+I3jnzPHH/CG6Z4S1KxsodLNtaPBdxyQQzGa6aVDJtlaZok8qSLBjP3jkV6d/wAIH4a+x3dp/wAI7pP2S7ihguLf7DF5c0cIxCjrtwyoOFB4Xtio9W+HvhXXvElj4h1Pwzo2o+ILEKtpq13p8Mt3bhWLKI5mUumGZiMEYJJ7mq5H/XzC5866dqfinwPHqXiXTvFUyabL8TG0h/Dv2G2NrLBdamLeR5JChmMoM25WSRFAjQFG+ZmtaB8SPit4v8Vatqejad4hvLbTvFk2kPpcY0WPRVsobkQSGQySrf8AneVumBGFLFAEZDz9FyeE9EmtWtpNG097drwaiYWtUKG6EgkE+MY8wSAPv+9uAOc1lap8J/BGt+JovEmo+DfD9/4iheOWPV7rSoJbtHjx5bLMyFwV2rtIPGOKXI+jC54jfeOPHemmfxW/jOaawg+IMfhpPD/9nWq2rWUmoraHzJPL84yqJdyusiL+7UMrHczdR+1p4Y0/xt4P8IaBqsK3Gm6n4s020uInXIZHZ1P44P6V63J4T0Sa1NtJo2nvbm8GoGFrVChuhIJRPjGPMEgD7/vbgDnPNW9Q0mx1YWwvrK3vRbTpcwfaIlk8qZDlJEyPldT0Yciq5NGgufDvxI8SXnxa+Eus6JrbfaL/AOGGi3Ca600ZYy6yHks4JVYnnMMdxOCDnFxEeDXqHjH4hfFHWviL4+0zwdZ+IZpvC72sOnafpSaKLC6d7ZLgNfG9mS5KSMzR5t9gVUJVmfOPoWfwfoN1a6tbTaJp01vqz+bqMMlpGyXr7VTdMCMSHaiLls8Ko6AVm+LvhT4J8f3kF34o8HeH/El3BH5UU+r6XBdyRpnO1WkRiBnJwOOT6mo9m+4cx4hoNxceD/jF8cPFmp+LtS0u10zS9P1G7srm0tbm2iU2k7AyJFCs0iw7TtEcilsEMzdaw7f47eNvBd94vjvP+Eg1M2vgS68VWdr4rTR1m82FwEaFdNY4gcOciYl8xDafvV9MXngTw1qPiCPXbvw7pN1rkdu1ompzWMT3SwEMDEJSu4IQzArnB3Hjmqvhf4X+DPA7OfDnhHQvD5dXRjpemQW25X2bwfLUZDeXHn12LnoKfI+jC587f21cfD/41aVq3iD4kf8ACUNZfDTVdWn1C+0+3Z7NTPYMZvJtEiLwMULIhG/5JB5jZGyq3jrxfr03jLwbq2reKre11HwHda5DL4gj0MXcZRwgMC2QkUQyrIykTqzDZ8rA5NfSXh/4W+C/CUTx6H4Q0HRY5ElR107S4LcMsgQSAhEGQ4ij3Z+95a5ztFL4X+F/gzwOzt4c8I6D4fZ1dHOlaZBallfbvB8tBkNsTPrsX0FL2b7hzHzpp/irxh4X8HfBLwnoer+J9Zi8QaE+oyX2kx6MNRVYbW2MdrAbtYrbyx5rMSyyTFY+/LDq7HWPijrV98PPDeta1qHgnUL8av8A2jcJaadPfXNvbPF9ml+XzreKZ0ZS+wOmXkAQfIU9Xb4OeAW8Mnw4fA/hs+HvP+1f2T/ZFv8AZPOxjzfJ2bN+P4sZ961ND8C+GvDNvp9vo/h7SdJt9OEq2UVjYxQJaiVt0oiCKAgduW24yetNQfcLnK/s/wDizV/GXwytbzXbtdQ1W2v9R0ya9EKxG5+y3s9ssrIoCqzLCGIUAZJwAOKzvgru8Xa941+IEyOF1fUG0vSy5OP7OsmeGNlB7STG5lB7rInpXoDeF7CHw/faPpsS6HbXSz5bTI0haOSYs0kqjaV3l3ZyxByxJOcml8KeGdP8F+GdJ0DSojBpml2sVnbRsxYrHGgRQSepwBzVpPS4jVq7pf3rrj/l2f8AlVKrul/euv8Ar2f+VOWwilRRRVAFFFFABXzp48lufhN4u8R+OdIn0Pxf4W1zXdMt/EGgXO0X1neqbe2iktpQSruv7h/s8ihsqWWRSwFfRdc9cfDrwpdeLIfFM/hjRZvE0I2xa1Jp8LXqAKVAWcrvHykjg9CR3qJK+w0eCTfFDxhN4fn8eweLGjlg8anw5/wg4tLZrV4RqP2EwlvL+0/aTGftIYSADI/dlOvEfEbwXqdr8Lf2hLl/HGvtDH4iTzIZINOCSnyNPbzHItA2QpVeGUYjXvuZvrIfDrwmPF58WDwvoo8UkbTrg06H7cRs8vHn7fM+58v3vu8dOKvT+F9FurHVLObSLCWz1Us2oW8lsjR3hZAjGZSMSZRVU7s5CgdBUOm3ux8x4v438W+K/hz4lk8LyeLLrUP+Eh0eC30DVNStrQTw6j9tS3lc+XCkbkLeW8mwoRiBztI3Vz0Xx212/wBK1PUZ9dm0uDQdEtNK1SO006G5eTxBcXZt2jjDbAJFMO1N5WIG6R5AVGB79Z+APC+n2uj2tr4b0i1ttGkaXTIYbCJEsXIYFoFC4iJDNyuPvH1p8ngXw3Lpusae/h/S2sNYlefUrVrKMxX0jgB3mXbiRmCqCWyTgZ6U+WXcLo+Yrr4yfEDSdB+JukLq2q2Wt6Bf+HUtLvxTb6VcXtsL66jiljmTTz5DR7BuUfLJiU5YfIw6Pxp4i+Iem/EoeANJ1rxprAstBXVRqujweH1vruaa4lj/AHwvFhh8mIRoNsEe4lxvccZ9t0v4V+CtD0x9N07wfoGn6dI0TPZ2ulwRQs0chliJRUC5SRmdePlYlhg81Y8XfDvwp8QI7aPxT4Y0bxLHasWgTWNPhu1iJxkqJFbaTgZx1xS5JW3C5T8B+Kr3UND0Cy8VrY6P46uNMS9v9CjuY2kjYbVldFV3zGHONwLAZAJJrk/i54V1LVPGXhzxH4T17RbLxt4dsr14NJ1xd9ve2c3lLMG2MJIcNFEBMoYLkhlYNgdjofw30Lw74kOtWFotvcR6ZDo9pbxIkcFjZxMWEMCKoCKSQSO+xB0UAWPF3w98LfECC3g8UeGtH8SQ2zF4Y9YsIrtYmPBKiRWAJx1FXZtWZJ4P4J+J2rfF640y30jWpPhHodt4NtNfgtbOCynEjSyTRsC80TIbWAQLzGIywmU7kBAGR481fxT4Yufjl458P+MWsB4ft7LU0sbOxt5LbUpE0+CRhM0okfymVdqiJo2G8kyP8oX6N8T/AA58J+Nv7P8A+Ei8L6Lr508k2X9qadDc/Zs7c+V5inZnYv3cfdX0FXb3wrompW+qwXej6fdQ6suzUY5rVHW8UJsAmBH7wbQFw2eBjpUcjtuVdHz58VfHHjvSo/jD4k0vxncaZYeCLe3vbDRodOtJIrlvskU8sdxJJG0jRt8wAjMbKXY72G1V5v8AaCludY0X4+2y3y6RDZW2g3LTWNnapLMGB3JNK0LM68AgscrtAUgEg/U154T0PULfVbe60bT7mDVkEeoRTWqOt4oTYFmBGJBtAXDZ4GOlLdeE9Evl1VbnRtPuF1aJYNQWW1jYXkaqVVJsj94oVmUBsjBI70ODfX+tQ5jwy28G6tZftXaUsnj3X72WHwe8zNdQacDdIt8gMcgS0XCEkE7NrZxh1HBxbnVvGDeG/F/hXx74i8U6b4tvvDmpXUEUcOkSaTcLCQJpLB4oGmCAPGu27xJsn6F1Lr7x/wAKp8EiLRYx4O8PiPRCx0tP7Lg22G4hm8gbP3WSATsxkineEvhb4M8AvdP4Y8I6D4ce7QR3DaTpkFqZlHRXMaDcBzwfU0cjFc+ddP8AFHjHwt4N+CfhPRNX8T6xFr+hPqMt9pMejDUVWG1tjHawNdpFbCMCVmJZZJisfU/Mw6XS7vxZfePvggfGthNY67Fe67A32prbzpoVtnEM0otneFZHjCM6xttDFtoAwB663wc8At4Z/wCEcPgfw2fD32j7V/ZP9kW/2TzsY83ydmzfjjdjPvWlo3gHwx4dt9Lt9J8OaTpdvpZlawisrGKFLMy580whVAj37m3bcZyc9aOR9x3PlfwX468VaR4D+E/hTw7HrUMWsnXbq4m8Orpv9oMbe8bbDGdRZbcA+aztwz4j4AG5h39jrPxR1q9+HnhvWdZvvBGoagNW/tC4W106e+ube2eL7NL8vnW8Uzoyl9odAWkAQfIU9j1T4a+Edc8OxeH9R8K6Jf6DFJ50elXWnQyWqSEsd6xMpUNl2OQM5YnvVjQ/Avhvwxb6fb6N4e0rSLfTllWyhsLGKBLUStulEQRQEDtywXGTyaFBrqFziPgX8SJvEPgHR18Ua1ZzeIptR1TSYXlMdvLqLWV3PAZFiGAXKQiRggwMkgAV6lXLR/DPw/D4m0nWoLGO2k0pLv7FaW8aR28Mty4e4nCKo/eud2WJ/jfu7E9TWkbpWZLCiiiqA+Yv21v+S53f/Xjb/wDoJrweveP21v8Akud3/wBeNv8A+gmvB6/Tsr/3Gj/hX5HxON/3mp6sKKKK9U4gooooAK7j4G/8li8G4/6Clv8A+hiuHruPgb/yWLwbngf2rb/+hiuXFf7vU9H+RtR/ix9Ufbo6DHSikX7o7cUtfkx96FFFFABRRRQAUUUUAFFFFABRRRQAUUUUAFFFFABRRRQAUUUUAFXdL+9df9e8n9KpVd0v711/17yf0qZbDW5SoooqhBRRRQAVy3hf4jaZ4p1jxbpkUVzZXnhm9FlfR3iqud0KTJKm1jmNkkBBODw2QMV1NfOvx78KeJLfx1KPC+mX1xbfELSR4Y1a90+Jj/ZzLMoS8kYDCBbae8Ac/wAUcS+lRJtaoa1Pavh/42s/iP4L0fxPp1vdW2narbrdWq3iKkrQtyjkBiAGXDDnOGGQDkCbxt4jPg/wZr2vC2+2HS7Ce+FuZPL83y42fZuwduduM4OM9DXyZ8TvhXex/ELxdbajbJp9gYbKHwprMXw/1LxJdaXbRWyKv2K5s5l+xSRTpI+0oGJIfLg4HZah8I11PVvj5repeGX1bXntVi0TUbjT2ZpGOiQxSPZKwO1nk3Ixi5YqqMzbAFjne1h2R9H6LqX9saNYX/l+V9qt45/L3btu5Q2M98Z61cr480vwNqk0kifCvwfrPgXWU8EanZa1eX1hNprXerOsItA9xKNt3Osq3DfaVeQKHP7zDjMnwt+Htlbx6o2/UPCNpL4WubHVrHwt8NNY0K5m3KgWVrl5J0uruEmTy2QPI3mSEF1JoVR9gsfX9FfI/hnwbYSfDPxx4al8MLoGgSQ2ATxF4a+HN9pNxqM6yE/Z7nSSjz3calV8xhiOSO4kT92QxFTWPC2v6t8JrGw0vwRpOjeF7LxbHNqEGm+Cbq1tdYsfs5H2iXQfMS5cJO0KtEXYyfZxIA6YWj2nkFj7Dor5B0/4TjWdE8IaaLO41nwxL4+jvJ9FtvBuoeHrLTbY6bcLMi2lyzMtrJIys/IidppEIO5lN34yaBceF/Cvxy8H6H4J1ic+ItFhXQLXw/okslm0a2HkGMSRr5MLRmFj5TMrsNojV2ZVL53a9gsfWNFfKXxg+Dq+ILD46+IR4SuNS8UwWltN4ZvBaSS3EdxHYwssllwdsoljUF4vmYoqsSFAHDfFXSdE8WfFvx+vjDRNF1DQ4tY0rf4s1LTb3VJtEtraG1lnt90NpLbQROxk3JLcQ7RM8kqMrLuUqjjug5T7mrkdH8fHVfij4m8HfYPK/sbTtP1D7b527zvtL3K7Nm0bdv2bruOd/QY55v8AaO0S+1z4NajYaVY3Go2rT2Rv9O05S0t1pq3MRvIY1Xli1uJRtXJYEqASQD4BrHw/vbxfjFL8NfBGqeFtA1LTPD621pJos2nRX0MN3dNfxwWZMLqGiZg0I8lpC5I/1yu7lJp2QJH2jRXxhdfDOa++Hfja10GCcWWoXmgB/Dvh/wCH2qeFII3j1OIy3UMc0jEymFSJJIdpVYY2YjAavrvw14V0XwXo8Ok+H9IsdD0uEsY7LTbZLeFCxJYhEAAJJJPHJNOMnLoKxqUUUVoIKKKKACiiigAq7pf3rr/r3k/lVKrul/euv+vZ/wCVTLYClRRRVAFFFFABXmXiD43PpfizxDoGleA/FHiq50GCCe+m0c2ARRKjOios93FJIxCNwiHngZJFem14RF4uX4cfHD4nX2paD4ou7fU7bS3sZNI8OX1/FctFBIroJYYWjVgWUfOygbuSBnESdrDR6/4P8X6T488N2OvaHdi90y8QtFLsZGBBKsrIwDI6sCrKwBUgggEUuqeLNK0fX9F0S8uvJ1PWTMLGHynbzjEm+T5gCq4Xn5iM9s18veIPBuuaL4T8N6f4k8GWt3BrGr6xr18uoeHbrxXaaRLcXJmhtX0+zcCSTbKR9oJKIySBc+bmsjw18NVj8O/ArVPHnw+n1ZdIutX06/il8MSXs1lBuuBYo1uizSJCm1NmCyICh3Yw1Z+0e1h2R9n0V8a2nw61tvihqM2usNI8Vnxe97Z+IYvh7qWp3zWZuVMEa6zBP5EVu1uRA8bIqojOHX+I72o/B8WdvceK7Pwlc/8ACaL8TIp4dUW1ka9j09tVVZTG33ktmgkmZguIyGdyDktT532Cx9DeAvGh8bWmsTmy+w/2fq95pe3zfM8zyJTH5mdoxuxnbzjpk101fHN74HV9b1hLDwDrkHxLn8eC90zxNJpM/lw6eNRDyyJfbTHBAYBcK0JZPM8wkI/mqzxeItH1/VvjHp2r2ngj+y9dtfG0HnXUPhK+n1D+zxOI3nOuvL5LQSROc28anZHJswBGzKvaPsFj7LrmfAXjQ+NrTWJzZfYf7P1e80vb5vmeZ5Epj8zO0Y3Yzt5x0ya+eNQ+EAtLa58V2fhO5/4TRfibFPDqiWkjXsenNqiLKY3I3JbNBJMzBcRkO7tkktXOeIPh74+h1bxbef2TqGqW+oalrsPhRba3kibQNVlabyL+RefMWUEKl0QBBxjaJHkp877Dsj7Qor4y8EfD2WHw/wCJ20eybRruTwXf2d1oGl/DTVNB/tCZol8vz7meaSO6uI3LBSpZ282QgsCSPTfhz8Lbf4c/GLwhN4f8NyaNp194Nul1u6ggkC3V8lxZmFruU/6y4xJdENIS5Bk5ODhqbfQmx9AUUUVqIKKKKACiiigAooooAKKKKACiiigD5i/bW/5Lnd/9eNv/AOgmvB694/bW/wCS53f/AF42/wD6Ca8Hr9Oyv/caP+FfkfE43/eanqwooor1TiCiiigAruPgb/yWLwb/ANhW3/8AQxXD13HwN/5LF4Nx/wBBS3/9DFcuK/3ep6P8jaj/ABY+qPt0dB2ooHQY6UV+TH3oUUUUAFFFFABRRRQAUUUUAFFFFABRRRQAUUUUAFFFFABRRRQAVd0v711/17yf0qlV3S/vXX/XvJ/SplsNblKiiiqEFFFFABRRXiEPxy1y1/aevfAOoWWnJ4Sa3hgsr6NXF1/aEkDXAjkJfYUaKGfGFBygHOalyUbXA9vorw3wv8etT1347eI9AuBo9p4C07T7ya31NmYXDy2ksEVzI8jOEWJZJZUwFJBhJLAHFdBP+0b4Rm8Ma5q2mHVL2bTdLbV47KfRb+1kvbcDiWBZIA00W7aGliV1QOpYgEZXPHuOzPUqK8z8P/tAeHNW8CeH/Ed1bazZS6xErRaVHod/PeM/lo8nlwLb+bLEu9R5yx+WcjnkVfvvjn4MstB8PauNRur628Qbv7Mh0zS7u9urjYheTFtDE8y7Ap37kGwja2DxT5l3FY72ivEPhH8erLUPhZYeIPEWrXOs3Gp6xq9vYf2Tpct7cXNvBqFxHEyW9pEzsixLEC4TAyu45bJ0dc/aY8Oadr3gG0sLPVNb0zxbHcSxahp+l3s/kLHGWAMcduxL7lZXjO14sEuAAaXtI2vcfKz16iuFb43eDU8VN4fOp3BvFvRpr3S6ddGwS7IyLdr0R/Z1lOQvlmQNuIXG4gVVj/aC8By+JjoKazMb9dROjySf2bdfZYr3LAW0lz5XkxysVO1GcFsqVBDLl8y7isz0SvPte+AfgnxNq1/f6hp19KNQnW4vrCPWL2LT7yRQgzPZpMLeXIjQMHjIcDDbqjvv2g/Aem+IJtGudZniu4tSi0YzHTbr7I19I8aJapciLyXmzIuY1csoDlgAjldu4+KXhi10xtQl1IpZrrC6AZDbS/8AH81wLdYsbM8ysF3/AHec5xzSvF7j1OqAwMCiuJm+M/hKDxVF4ee+uxey3f8AZ6XP9mXRsDdYJ8j7Z5X2fzcqV8vzN24bcbuK4HRfit4ijk1b7TqumBE+Ix8Ox/2pbSf8eTKm2GHyF/1uW+V5fl5O5ulHMgsz3SivFNJ/aOh8XeGfiLLpdhJoWreHJ7uzsp/EOnX8VjPKgVYGkc26Hc0kig26bpem0HcKzNR/aak8L+AfG3ijUbMas2iXdrBBpFrpGp2N5GksMJLXMU9v5katI0xSTZ5ZVUXdvzhe0j3DlZ79RVDQdbt/Eek22pWkd5Fb3ClkS/sprOYYJHzQzIkiHjoyj16Gr9aCCiiigAooooAKu6X966/695P5VSq7pf3rrj/l2f8AlUy2ApUUUVQBRRRQAUUUUAFFFFABRRRQAUUUUAFFFFABRRRQAUUUUAFFFFABRRRQAUUUUAFFFFABRRRQB8xftrf8lzu/+vG3/wDQTXg9e8ftrf8AJc7v/rxt/wD0E14PX6dlf+40f8K/I+Jxv+81PVhRRRXqnEFFFFABXcfA3/ksXg3PA/tW3/8AQxXD13nwHkeL4zeDCn3jqkC9M8FgD+hrlxX+71PR/kbUP4sfVH2wv3R24pa7vzG64j/79L7+3tQZHGeI/wDv0vv7e1fjntvI/QeTzOEoruzI4zxH/wB+l9/b2oMjjPEf/fpff29qPbeQcnmcJRXdmRxniP8A79L7+3tQZHGeI/8Av0vv7e1HtvIOTzOEoruzI4zxH/36X39vagyOM8R/9+l9/b2o9t5ByeZwlFdpqGpQaVY3N7ez21pZ20bTT3E6okcUaglnZiMKoCkkngAfWnwXa3UEc8LwzQyKHSSNFZWUjIIIHII70e28g5DiKK7syOM8R/8Afpff29qqSa1aR6rHpb3lmupSwvcx2Z8sTPEjKryBMZKqzoC2MAuoPWj23kHJ5nH0V3ZkcZ4j/wC/S+/t7UGRxniP/v0vv7e1HtvIOTzOEoruzI4zxH/36X39vaqml61aa5p0GoabeWeo2E674bq18uWKReeVZQQRwelHtvIOTzOPoruzI4zxH/36X39vaqWsa9Y+HbFr3Vb6y02zWSOI3F4Y4ow7uI413MAMs7KoHcsAOTR7byDkORoru/MfsIz/ANsl/wAPp+Yo8x+wjP8A2yX/AA+n5ij23kHJ5nCVd0v711/17yf0rrvMfsIz/wBsl/w+n5iprWRgZf8AVj902P3YGePp+NJ1rrYaiefUV3XmN6R/98J/hR5rekf/AH7T/Cq9t5C5PM4Wiu681vSP/v2v+FHmt6R/9+1/wo9t5ByeZwteF/ET4FeIvE2pfEPV9H1LT7DWtSk0i/8ADl1Kz/6Je2O4gzYQ4RySh27so7gjsfq7zW9I/wDv2n+FL5z/APTP/vhf8Kl1ObdD5bdT5Huv2Zbi70y20NtXjXS28CX3hW6vtpNzLdXMkTvdeXjYdzLI7Ddnc/HrUXg34C6xH9qTxBpNrb3n9g3Wk2+tL461nW2VpkjR9tneII4kbYGO2RiCirz94fXvnP8A9M+38Cd/wo85uD8oB6ZjQd/p7VPOt7By+Z8gXPwu+KF34J8BaTM2lKmgWRsNQ0jS/F2o6VFfFIIo4LkXttarOpXbLm32lD5gJZigqv4J+A/jf4Zab4DvtJl0HXfEGgQaxp93a6jf3Vvazw3t2tysqTmKeUSIY4wQysWDsC5xlvsfzpCvAX/v0uP5e4/OjzJO2w/9sl/w+n50c63sHKfGdr8C/iNovg/w5pMesWGqpa6jrN9qunWOvah4diu5Lu8knglS5tUknXy1lcGEkoS/LMUUmz4S+BXjTwH4d+F/2KbQ9Y1jwnqGrS3cN3f3UMFzBeNOQyTNHNJ5i+ZGdrhskMC/8R+w/Nf/AGP+/a/4fSjzn/2D0/5Zp3H0o512Dl8z40sf2bdT0nxRfQTabB4k8NXfiKTXFmuPHOsaeYPMuluSP7NiR7WRopMsp3IH2qWCnLV1GqfBfXL7wjPpSXWnrcSeO4PE4ZpJNn2VNTjuymdmfM8tCMY27sDdjmvpm41y0tdRtNPmvbSG/vFke2tZDGss6pt3lFPLBdy5wOMjNWjM+M4UD3iXvyO1HOuwcvmfDHxG8E+MPh54d0zRWOhzeD5PiRp2qw363EzajILrW4Z/IaAxrGhWSVh5vnPuWMDy13ZTrNd+DHjm+mudEtJfDqeGW8aWnixdQmuZzeyRpew3UtsYBCERgyybZfNYEKqlF3F0+vPNkUn7gIyP9Wo+vb/OaTzn/wCmf/fC/wCFHMuw+U+MNc+AfxB8SeOLTUNS1a0vraz8VW+uRahP4k1LDWcVwrpajSlQWkbpGAolDMWMeSA0hdelb4H663ngXenASfESPxcP3j/8ei7Mp/q/9b8p46f7VfVRkkGfucf9Ml/w+n50edJ/dQ/9s1/wo512Fy+Z8nXnws+ItjpPxL0nQtR0nT4Nf1lta07U4tQnguiJDbia0kCwHyAyRyoLiKRnXcrBAwzXMw/s1+Lbvw18Vree506wvPFljYQ6fbza9qOtC3ltmlbbLd3a+ayMWUgqo2BmAQ7d0n2uJpOwUf8AbNfT6elHnOP+ef8A37X/AAo5l2HynmugzarcaTbSa3aWlhqrAme3sLt7qFGyfuyvHGzDGDkovJP1N+u685+4j/74X/CjzW9I/wDv2v8AhWntvInkOForuvNb0j/79p/hR5rekf8A37X/AAo9t5ByeZwtFd15rekf/ftf8KPNb0j/AO/af4Ue28g5PM4Wrul/euv+vZ/5V1vmt6R/9+1/wqe1kf8AfD5eImPyov8AhUyrabByHn1Fd15h5/1f/ftPf29qUuw3cIMdcxIPXjp7U/beQchwlFd2XYbuEGOuYkHrx09qC7Ddwgx1zEg9eOntR7byDkOEoruy7Ddwgx1zEg9eOntQXYbuEGOuYkHrx09qPbeQchwlFd2XYbuEGOuYkHrx09qC7Ddwgx1zEg9eOntR7byDkOEoruy7Ddwgx1zEg9eOntQXcZ4QY65iQevHTrxR7byDkOEorsNO1qz1iO4ksLy0vUt5pLaZrcxuI5UJDxsR0dSMFTyDnirZdhu4QY65iQevHT2o9t5ByHCUV3Zdhu4QY65iQevHT2qp/bVn/a0mli8tP7TjhFy9lmPzliLMocp1CllYA4wSCO1HtvIOQ4+iu7LsN3CDHXMSD146e1Bdhu4QY65iQevHT2o9t5ByHCUV3Zdhu4QY65iQevHT2oLsN3CDHXMSD146e1HtvIOQ4Siu7LsN3CDHXMSD146e1Bdhu4QY65iQevHT2o9t5ByHCUV3Zdhu4QY65iQevHT2oLsN3CDHXMSD146e1HtvIOQ4Siu7LsN3CDHXMSD146e1Bdhu4QY65iQevHT2o9t5ByHCUV3ZkZcjCDHXMSD19vajzG4+VcHp+6X1+n1/Kj23kHIcJRXefbCvHH4Ko/pRR7Z9g5D4m/bW/wCS53f/AF42/wD6Ca8Hr3j9tb/kud3/ANeNv/6Ca8Hr9Yyv/caP+FfkfC43/eanqwooor1TiCiiigAruvgV/wAll8F8Z/4m1v8A+hiuFruvgV/yWXwXxn/ibW//AKGK5cV/u9T0f5G1H+LH1R+inQD/ADn/ADj9aOn+fTt+nv1o/h/z6fh/k/mHJz75HX6+/v8A57/iZ+ih+Ge3H4cfoPzr5Y0vwrL8GvjNJP4j8Kabf6l4w8Q3n/CP/E61Uz3cE1wkjW9hqcRaOQwIiNGixyPERFECsTAMPqc46np6/l7f5zXztpPwr8ZaH4qh8Q2vww8Fi+tpprq0gm+JOsTWVlNKW82W2s5NMa3t3bfJloo1OJJOcM2UwOM+GHxM+KehfBX4ZvJr+g+ItW8WeKJtDjvNXsLoPaRk6gzyysbt2nZWgQqn7obV8vK5Eq6vi79pDx7ovijxdo+mWSaxd+DxbQXNrp/gTWb/APt+5a3S5lWG4tnki0/csqxoJjOQ3zMduM7Wi/CPxf4dktTp/wAL/BlvFZau2uWds3xL1qS3s7wrOGeCF9NKQqRcT5jRVjJbO3IGJvE3wx8d+KvEFxrdz8PvDOm6rcokdzcaD8Vte0g3IQER+cLTTohKVBZQ0m5gvy5AGKnWwyr8Svjl8Q/D6/FHXdIg8O23hvwHBa301jqljcyahfxvax3E0O5ZkW3dQ0gWQrKCSqlBtLPj/Er9prxTB8TPE/hLwprvgzTNZ0nUtJ0yz8N6xYTahqmrfa0hkluoViu4f3cUdwTtCOP3Ds0kYPy9frXgfx54g0vxbp+o/C/wHcWfiuJYdaiPj/VF+1osQhAJGlAofLXblCp4JznmuA8QfAv426q3jbULJPD+heItZuzdaXfaV8Q9Ys7bSysEUcfm2cGnxwXrKYSS86lnBCMSqAUagWvFl147uvE37SlnqPimwvvDlj4bjZNM/sydWRZNOuSnks12yRHIBkYRN5h6bMV0nhP4lfEnw3e6d4ZvdO8O+Jb/AFDwPPr+hafpIls2Se2MEYs5riaR1m3/AGmICYJDgq2Y1GNs+s/DXxzr/iPVNdvvhp4LOp6tp39lam1v8SNYt4L6AxyR4mgj0xYpGVZJAruhdc8MMDFzUvBnxC1S8tb2b4ceDIb200mbRLe6s/iPq9tNDZytEZI1ePTFZTmCIhwd6+Xww5ywOg+BPxI1Tx0mp2/iDXbO61q1igml0f8A4RK+8O3lirhjukhvLiV5UY7lWVAEJjcBmIwvLJpGofEj4oftCaZbancaDqiaNp3hvTdTjUh7MSWc8/nx4YHiW6ycYOYhg8DFjwT4J+Inw9ur+60j4e+EZL++VI7m/wBW+Jms6ndSJGWKR+ddaZJII1LOQgbaCzkDJJrOuvh78U9Q8Z+MdVvvAnw/vtJ8V6XZ6dqOjz+Mb8q7wGdRLvGkjBKTKhwuQYkIYGgDyTxRfaj8K/g54+8G6F4T0z4OfEHR9K02+u7vw2ry6Zq9n9oEH2q1kikgeOYuGWRpkEgXCkyDDL2v7S0ryNFpmvXvh/W/FFn4X1KO6Fl4U13UvOtbs7JY2tLC6P2GGQQRqJ5ppGLI+wKEYnft/g54rTQvEelXHwt8G6tb+IoFttUn1j4ma1qF3cwrnZH9puNNeZVUsWQI42M7MuGYmoNW+B/irXvs/wBv+Gvhm7eOyOmyyv8AFnxB5l9a7mfyLtxp+67i3SPhLgyDEjKBhiCgNrwZ8XPF/wAQ/HPhrRfDkWg6B4euPBek+KrhtQtp766UXMkyNax7ZolxsiXExJ2FTmOQP8njPwv/AGnta8K/A6MaLpVoln4TsLHS5bTU7W5fUL68vbhIYLiGCPEn2NDI53qjtO0bxxhdodvb/DPg/wCIHg/ULW90b4Y+A7S5t9ItNAic+P8AU5MWNuWaGHDaUQdpkf5j8x3cseMYF98E/EOqafpNldfB34ezW+l6dNpVqv8Awn2qAraSlS0LEaVmRd4WRQ5bY4V02sAwNQIn/aE8e6b4T8ZTvpCate6WdMfTNY1Hwlq3hmwuvtN0LeW2eG8LyB48hvMjd1xKmUypDaGva54l8YaH8avhp44utFvLvTvDEd/Bq2h2kthEI7qC6Cho5JpyrxS2rMJA2CCh2qQcln8LvHlrpGoaXJ4D0DVbG/kt5Zota+LniDUvngkEsZQ3GnyGMh9rfIV3YUNuAApPiB8P/ip400nxytl4I8B6Lr3i7Rl0O81hfG+pTMIAswjxGdLC7l+0y4IwcsMk4ApgeifDLxF4w8Zaf4J16YaSvhXVPC9ve3iyCX+0/wC0ZRE424/diHY0gOctu244r0bg+n6fj/WvG/BXgbxJZ/EHQde1b4e+ENF/s3R30GHU9J8XX95PbWPyusCWz6fDE4MkUQyzhlXJBP3W9kwe/JHt+Hp7fpVIQde2T7D/AD7/AKe1TWp2+cc4/dN1HB4z/wDX+lQ9T68/Xufr/n9ZbX5fOAIAMTD68fz70ARdGA759fce/t/nFC9vw7n2/wAKXuR/nv8A56f/AF0x7c4x0+g/z/nIAL2/Dufb/Che34dz7f4H8qPXoOMfy/z+P1ox7fnx6/4ev9aAAcAc/qfb3/z7UDsOfwOfb+g/P6UE8deMevsf8RQ3cnpnnOff/P4GgAXPGOG4PHGPy9z+nekGBngAe38uv1pcdR1+vr/nNGeM5z/n6+/6mgAx1J645JGf89v8mvEP2pvE2nRaN4Z8FahDqF7Z+KtUSHUrTSdMn1C5fS4AJrv9xbxySsjhYoGZV+UXXJGc17hjGe3OM/j+Hp/nmvNfGmh+KYfiDZeJvC/g7wzrd5Bpb6cupa34mvNPmhjklEksKwR2VxGVJihbzNwY7dpACjI9gPLvgv8AGG70r4f+CfDNnBMJ9L8W/wDCFXQ1qzuba6FlHbyS2s3lziOVJGgS2bMijOW4ORjY1741+O5B47i0HSLS4Tw/4xi0F7200i61SWysGsLa4a6ewhlWa7YSziMrEyFVYPtby3y3xH8M/Gviq81m81H4X+CTd6tLZ3F1c2vxH1e1l860J+zzRPFpitDKgJXzIyrlflYsoxWfafBnxhpejXel6b8OvDWjW15qB1W7k0n4s+ILKe5u/KWJ5pZ4bBZJGZY1LlmO9wXbc5LGdQIdS8TeIvHXjb4O3/hjxN4c1PWLmx12KfWp9IuoLSEI1sJFbTzcecsqbRE0Mk6MrBi2CvlmxD+0Zrt/4P0uI6homj+LP7X1XRrtrLQNS19rl7CdoZJbXTrNhP5LfKzO8uItyITIXBpl98E/Et9peiWEnwo8FQrojzy6fd2vxL1q3vbeWdw88wuo9NWYyyFTvlLl23OCfnfctx8F/FUmjaDpsPwv8H6ZFoSzrYXOk/E/W7C8iEzbpw11BpqTSeY43vvdt7Dc2TyDUZv/AAj+PmsfEKL4XtdWVna/8JJaawdRIt5oiJ7GZId0aSNuiV23sY5AzrkL1BNcbN+1R4nvLHwtY29rb2Or6zqXiKOXULXwzqWux29tpt+1qiiys5POd5A0RaQyIi/OcfMq1rf8KZ8Uw+F9E8O2fwr8F6Rpeh3E9zpg0j4ma1YXFm0pkMojuINNSVUbzZAU37CCBtwqgNX4LeJofDOk6DZ/CbwNo+naRcXFzpv9jfEfWNPnsXuGd5xDPBpiSxI7O+6NXCYwNuFUBagXNH+MXxJ8W/8ACvtJ0/TNL8Na3rn9rR3954i0S+hVVspI1S5gspHhm2TK24RSOrKJB85KESdP8J/iB46+JnhnwhrIh8OW1vHqOqad4oUrOHdrWae1R7FdxCh54gxEzHbGxAJIBOTo/hL4kaFcaJcw/D/wjdXeixXMVld6n8S9ZvrhFuGUzBpZ9Md5M7APnLbQuFwBUXhv4W+JdP8AEHhKe5+GPguwttA1W81G1u7TxzqdxPZSXjyG9mjjfTkWVmE0xEbuEy2AU4KsR73nqffPr78/rR2xnjp/Mf5/yKF4GfTkdfT/AOsfy+lGP8+vb19Mfn9KsAzuz7+/19/U/wCeaDz79e59/wDH/PNGc98/U/8A1/f9TR973Hf/AOv/AD/OkAN3/Huff/Ghu/49z7/40evGT3/n/SjHX+o9z/n/ADwwBu/49z7/AONDd/x7n3/xo4wSeh//AF+3+fwowehGPX/P5/l7UAHHr+vXk1Na/N5xz/yyYn/Off8ASodxBPr19P8APSprf/lt3/dMBz7fr096QEJPXPP+f/rfypMDpx6f5/T/APVTumBkjqP1H+fw/JPofyz/AI+36CmAmB3GP8//AK/yFG0emP8A9f8An/OaUcYx+H+fw/n6UL/9bP8An8O/egBAoI6f5/zz+XvRtB7f5/z/AE96Xrz3/wA4/H/A0e/T07fT+n+eoAm0Ht/n/P8AT3oCg9sf5/yfy96X+L0P4cc/X6f5zQOGzjkfp/n+lACcbckAf5//AF/livirw38UtL/4XZpXxTS1155Nf8Qz+GJb6XQr+PTV0OQpBYOl4YBaupureKYHzDkXsgznivsXxJaz3vh3VLa2t47y4mtJooree5e2jlYxkBGmjVniUnALorMoO4AkAV41feDfH1/8OovAk/wu8A/8IpDZxWEWnx+PdSjEcMO3ylSRdJEilPLXawYMCuc5qWBw2h+PvGXww0nxZ4mSTQJfBkPxDutPuNLmgmbUbhbrVBbtMlx5qxxMjTIREYnDiNj5i7sJ6D4W+Knim6+MFx4d8V3On+FbWTUbqz03Rrjw1e7tSiRS0L2+sG4FrLI6YmMKxGRAroVzGz1y8PwR8SW/ic68nwn8EpftqX9sSRD4la19knvt7Ot1La/2b5MsyscrI6Fk2JtI2Jt0bH4bePbDxbD4lf4f+G9R1W3nkurf+1vitr1/b2srhld4be4054Ym2s6gog2qzKMKSKWoznfg78QNak8E/DHwR4HsdA8K3mr22t6i9xe21ze2Vlb2l+YzHHA10kskkklwh+acbAHO3GANPxBJ8SYfjVey6Pd+FNO8RQeArafUbi9tbq7tHkjuboiOGFZIX2u2DvZyYwPuyE7hNefCHxfdeH9E0Vfhh4NsbTQ5p5tNm034ma1ZXdo028zCO5h01Jgj+Y+5N+w8cfKuNnRvBvj/AMPSI+n/AAv8A2rrpceiZXx7qRzZozssRzpXOGZyXPzkkksaAOKu/wBqzxD4qbwvb+G7JdCm1HwdYeKZ5pPCWq+JlMl5v8u2CaeVMKr5TkyyM2cqFQ4bHX+Ffi54/wDiF8RdF0Oz0vTPBlnJ4U03xLqVrr2nXM+oQSz3FxFLZLH5sO3iIYlcZQrzG+/CZFz8G/Fs2m+H7OD4Z+E9JTQdOTSbC40X4pa7p1zHZpgLbvcW+nJLLGNikLIzAEFupJrotF8N/Enw9rg1m0+HXgo6sNLg0Zr26+ImrXMslpC8jxo7S6Wxdg0kjGRsuxPLHFGoGD8N/jd8QNUvPhTqXiePwy2hePZrmzjsNJtLiO5sZI7Wa4SUzyTMsiutvJmPylKF0AeTaS3t3gUeKP8AhG4P+Ez/ALH/ALf82Yy/2CJfsgj81/JC+b85bytm7PG8NjjFeTWHgbx5pdr4St7b4X+AoofCcrTaKv8Awn2pn7I7QyQsedK+fMcsq4k3D5icAgEd78FfB1z4A8EDQ5fDOk+E4obu4mg0/RdZudVhxK5meQzXEELhmleU7NpVcDDYO1WhHd7R6Y//AF/5/wA5oCgjp/n/ADz+XvS+uPp/P+g//XRz17/rn/H/AAP40Am0Ht/n/P8AT3o2g9v8/wCf6e9L79PTt9P6f56nuPwOP8/5BoATaD2/z/n+nvRgY6Af5/z+nvS4OfQ9uMf5/wDrGg8Dnj/9X/6/yxQAdM4HQY+nBoxtzx2P+f0/nR3yce/p/nrQOwxk9cfp/n/OUA4M68KY8D+8qk/rRUMn3vXgfyopgfFv7a3/ACXO7/68bf8A9BNeD17x+2t/yXO7/wCvG3/9BNeD1+wZX/uNH/CvyPgcb/vNT1YUUUV6pxBRRRQAV3XwL/5LJ4Lz0/tW3/8AQxXC13XwL/5LJ4L5x/xNbf8A9DFcuK/3ep6P8jaj/Fj6o/RP+H/Pp/n/AD1U8k9+36n3/wA/zM8E5+uMDt7fjQT6/wA/r7/X/Jr8TP0UOnJ6dT2z+nv+tJj1HTk8dOntS/p79P8APX9RQBu7dfbp0/z/AJ5YBtKsM8EcH1HT8f8APekVenYdM4wO1KvbHyntjsf8/wAvekwBg446dunX8/f/ACQAXG1T0/yPb/OKMYIzwcZ9+x/lS8n3J6+/4/n+f5Hr129wDjPI/D0oAThepwPbB7j/AA70AdjgEdR+X+fwpee3X2Hfnt/9bvij16jHf/P4fn70AJgjk8HHHr0z6fShgOf5cD9Me/8AnsYwDgYzz69jTv4vx/z/AJ47UAIVPPB+uPUE9celIR8rdx+nejb8nTtnp7f/AKqVupP1PJyT179+n0oARu5/w/z3pSv3upHrj6+1Hc/xNnnuSePb+fr9aNvtn8Pp04/zmgBCPvDvkjjHPX/P48UNjv0/+v8AT0NKfc9sZJ/z/kChjtz29R+uPzx+XagBD3z17/XHPbnrS/xehz+XX2/zj6UvRu47f5/H+lJ/d6Aen4//AK6ADIP0/P0/+t+VS2x/13bMLde/HT/Paou/fj9P164/zxUtrx54HA8puh/z70gIj1x79Pz/AM9P/rgGcZ7/AOfT3P5e1L/Fj3/qf89P/rpj7vHoO34/5/yQA/hzz6n8h/n8T+JjHUDPuMf4f5+lHv8Aif0P+frRyvHI/P8Aw9v8kUAHXnt7n1/H/OTRzj09+n+eT/nijoOmP0/z3H/6qM8ZB59e5/yR+YoAO+e3/wBfP9fb/FMfQngev+ef880vIPA5zx/Tt9Pz96OPwA9T6dvwx+npQAcdgPTqP8//AKvejrjnnPU456defp+vpQ3Ugnnp1/D/AA/yKN3XB/X8fX3H6+9MBF6L/h9Oensfyo+6Rng//q/z+FL/ACzkD/P0/wA9xcjABPbG3jnnB/z6/SgBFxxzj8vakGOPw/p/n8KcCRjrge56Zzj+f60crjk5+pHI4B/D/PegBF6j1/8A1UKPT2z09qX+HqQMY6/j/PJxR/ECev59PQ/56UAIB8o+n9P/AKxo9z3x29s+v0/SlHGDnJH17A/4f57GOw+nTnuP6/5BoAPxwx9/f/6/6fkDHXt/9b/9X6+tG7Oeevpz/X3NGec/j/n/AD29aQB1756g9/r/ACP5/Wg8nnk+3P8Anr/nNHtjOO2Pp/8AW/P2o+vPr+X9aABuev8Anj/AelL+n6Hr/jn8hSdOPf2Hp/n/ADwfdGe3/wBb6d/698UAJuGOOD7H2/8Arf57rjHt6DH9Pw/SjcfXPr+v+B/Oj7vbp7en4ex/P60AHTAzj8fp/n8Pymtf+W3vC38ulQ/+Pfj9ff8Azmprb/lv3/dNz/n/AOvQMizjv347d8+3t/nFJt7d+gyOf89f84o9QP0/If59/wAaOB9P8+30/P3NAg+926/5/r/nijO5s9c//r/x9On1o6Dpj/8AV/8AWHr/AImPbP8AnH+fqKADHXP4n+f+fcUf59h/nBo7k56en5f5/wD1Uf547f5/kKAD26cYwTj/AD1/zzR2z27Z6f5/wPrR+YHp+f8A9ftR068Hvzz/AJ4/T8wAx1459/68f5wfxRexz6c+nT/A/lS9cY6+3+fU0H5uOSM8DP06e/T/ACKYCDg4PH5e3+fwpBjj8P6f5/CnElv7xz+A9cY+uPzpSWJPJ6nnJ68c9e/+HagBqjp68f0pVUcenHQe4/PpR/LqAM4/AflR6/Tn/Ofw/wD10AIOgzx+Xt/n8KOmCeOPx6D/AD/k0o4xjt36evfH1/T0oHtx+n0/n6/yoATaOmRg8cY9vf3/AM9he3TPXjH17fj/AJFLzz2/Md+P8/4Um4Y68fX/AD/kmgAI68c4/Lg8f59KUr7d/T3Pt/nilxkjPH4fX/D+dN6r/njj/wDX+VIBc4BP5duwP+f8mjHPoM+n1/w9aPu57c/1z7f5H0o6H1x/n09qAE6jA/8A1cf4fyp3IIwCOf6/57dqTBzg88/1H+f84o+vH8v8/wBPrQAduvGOv4Y/p/nFH3u39fb/AApAR+n+FL97tk+4z2+n0/yaAF2o3LGMH0cNn9BiigRq3PmovPQg/wBBRTA+KP21v+S53f8A142//oJrweveP21v+S53f/Xjb/8AoJrwev2DK/8AcaP+FfkfA43/AHmp6s6zwT8KfFvxGiuZfDmhXWqQ27BZZY9qorHnbuYgE47DmsjxR4X1XwXrlzo+tWb6fqdvt823kIJXcoZeQSOVYH8a9s+COuaTefB/xJ4d1bS/Gt1aQ6h/a8194VijCWiJEoy8jMOSFbKsCMKCORkeT/E7TrPSfG2oW1hba9Z2qiIpD4mRUvxmNSfMC8ck5X/ZK06OJq1MTOlJWS209Nb389rCqUYRoxnHd/8AB8v1OWooor1DjCu6+Bf/ACWTwXzj/ia2/wD6GK4Wu6+Bf/JZPBf/AGFbf/0MVy4r/d6no/yNqP8AFj6o/RNmCKzMdqgHJ9AM/wCB/T0r5v8AhD/wUA+E/wAbvi3cfD3w3dan/a3737HeXlqI7TUTGCz+S28v91XYeYiZAOMnFfSGxZFKsoZW4IIGCPQ/n+vtXzj8If2BfhN8Efi3cfEPw3Z6oNYPmfY7O7vVktNO8xSr+QoQNyrsv7x3wCRx1H4k79D9FPo//wCuT+f/AOv8/wAgdR3P5/4+9A4wR0+vv/8AWHNHsf8APb147f5FMA/qPb/H/P4V5B8cvj1B8EfE3gePUfJXRNakv4rnbA8l3LLHbh7eC1RWG6WSTagTDFiwAAPNevjnGe//ANbj9f8APWvJ/jN8ELf4x+J/BzaqlpdeG9NTUY9TtpZHSeVbi28tDCyr8rq4DBtylSAy5OMGvQAs/jLL4E0PRT8UmttI8UeIJriXTfD3h/T7vUZ0iRlK2wEIla5njR1LmNVU4cquyMudab4+eBo/DPh/XodVuNRs9fLrpdvpel3d5e3TRg+aFtIYWnzHsIkBjHlnh9p4rnPBPwz8d2fiTwPqHizW9N16bwvBqtg2qRtILnUYJxD9mmlQxhVm2xESgMVJAYE7iq8p4V+Avjr4a6h4b8RaE/h3WNc0+48RW91peo3txa2s9lqWpm+jeO5S3kZZozHErK0LoQzgMNqkrUZ614b+NHgrxhJo6aRr0N2dW0+41OzPlyIrwQOkc+S6gJJG8iI8T4kQ5DKCDh2h/GTwf4ks/Cd1purG5i8VvMmj5tJke4MSO8u5WQNFtEb5Mm0A4X7xUHyLWv2afFEnw902HS9a0y38cNrOranqF6fOS0jj1VZxewwEIZCsYmV03Y3tAhbYGOOh8Nfs93Vl8SvEl5qN5FF4K8i5h8P2Gk3txZ3Vo168Ul+xki8sxEywAo0chOJpfu9zUDW+LHxaHw0+J3gGzvr26i0TVrfUxPY2WnSXtzeTxi38lYooo3mdhvkO2ME4DsRtXI2Zvj54Hj8N+H9dh1W41G014yLplvpemXd5e3LR7vNC2kMTTgxlSHBjBjIw+09att8JDovjzwTqek3dw+kaFbanFMur6reaheStdeTsxLcPI7KDEchpAACMA9vOvCvwF8c/DfUPDniLQX8O6xrWm3HiK3u9M1C+uLW1ns9S1M30bpcpBKySxmOEMphZG3SYI2hmNQPWvDPxo8FeMJNGTSNdhvDq+n3Gp2f7qRA8EDrHPuLKAkkbuivExDoSQVGDh2hfGLwj4ms/CVzp2rNcxeLHmj0j/RZ1a4aJHeXcrJmMII2yZAoBAHVlB8i1j9mnxRJ8PdNj0rWdLt/HDaxquqaje/vUtI49VEy3sMJCmQiPz0aMtje9uhbYGOOu+H/wT1Hwl8YNZ16e5sB4St47j/hG9Oti4ktHvGhlvmdCoRcywgptZuJZPu8Uagex/eI44P8A+rH6/r9KPT9e3b/6/wCvtQO3Hp2+n+f84o3eh+n647/5z+bEGfQ/5/z/AFo9unbk/Uf1/nRxu/8A1ev+A/z3Oi9ccf0//V/9fFAB/Dn/AD0z/Wg85BOfXn6f4UdO2B6f5x7ijnjnnr1P5/59TQAZ56jr/j/n8fpU1qR++/65N39h/nvUXPXkf5/z+QqW1y3mjr+6YDH0HHWgDjfip8UPD3wa8Aax4y8U3bWeh6XGJJ5I4zI7FmCIiKOrMzBQPVhyBk1wn7NX7WXgb9qvRdXv/B51G1n0qRIrzTtWgWG4iDhjG+Ed1KsUfGG/hOQOK734p/DHw98ZPAOseD/FNm17oeqRiOaNJDHIpDB0dG/hZWAYHkZAyD34T9mv9lDwL+yromraf4OXUbmbVJY5r3UNWuUmuJvLDeWnyIiBV8x8YT+Ikk0tbgeyn7xGATnp/n/PPtR+vf8An7fX/Io6cHnHH+f89zR6D/PTr+XPP/16YACAew5HoO/+f84rxtfFnxD8V/GTxp4Z8P614Z0PRvDkWmuBqOg3N9c3JuYmdvnS9gVMGMgfI3XkkivZNxPQ+/X/AD614/bfs8aBq3xq8X+OfFHhvw14iOoDTf7HnvrCO6u7JrdGVyGki/dksUYbCSdoJxgCkwOlk+N/g2HxhB4bbULsX019/ZiXS6VdnTzd4J+zG+EP2YS8MvlmTduGzG7ALrf42eD7zxjJ4Zg1G4l1KO7bT3nTTbprBbsJ5htje+Wbfzgv/LLzN/GNueK8W8Rfs8fEjxT4/sdS1TWbPULSx8X22vxalP4o1Qb7CG5WSOzGkKgs4njjUKJgXLGPLANIXT0T4a+BfHfw11e/0G1Tw7c+CZ9dv9XTVZLy4bUhFdSSXD25thCItwmkZRN55HlgEx54CuxmL8A/2ltC8ZeDfC9nrWt3V34su7GaSWZtJuIre7mhXfPHBOsKwTSov3oomLrtYFQUIHo+kfGDwjrtz4Qt7DWVuZfFlk+oaLtglxdQIiyMxO3CHayna5VjhgAShA8+8O/AzXtH0f4HWs93pzy+Bby4udSZJJSsyvYXVuohyg3HfcITu2DAb2Dcqf2bfG2jaVrx0DVNDi1fS9Qjl8ESXEkwjsbf7VdSyR3BWI7C0d7LBiNWBSKMk5OFNQPQtL+PGj6t4yuJbfxFoqeCLfw9daq89xDdQXSvbXrW885kdFh+zJ5bDOdzMNwyhDVt2vx08JXHhnUfEM7a3pekWPkh5tY8OajYNM0rBY0gjnt0e4dmKqFhVyWdQBllB43TfgLc+E9asZNNtNH17RNP8BHwmml6xM8a38omRz9oPlSjynVW3sRIcsfkIrH8P/BHxfp/hPxbo+o6Noup6FqMFpbWPgrU/Gep6jaW7RsfMuE1O4tTcwHHlbI44ysbQK6OjNkGoHp83xq8LWPhNfEV82saZp7XcenxQ6l4fv7S9ubh8bY4bSWBbiZmzwI42ztfGdrVSuv2hvAVh4Si8Q3Ws3Fnp8mpHR/KudMu4rxL4ISLZ7VohOkrAfKjRhn3ptB3pu8s1T9nHxt4i8F6fHqWtb9T0jxONe0nRn8VapIsFv8AZmgktDrQRL47vNmlEpQlCwjw6Ct/wv8AAbVLFdCu20mw0DUrfxbBrupH/hLNT8Qvdxx2b26t9ovIUkEuGVQnChYwd/ai7Ees+BfiFoXxI0u41HQLqaeK3upLK4hurSazubeeM/PFLBOiSxuMg7XUHBU9GU1574N+LGtalrnhe51bV/C0vhbxZcajDoLabbXy3l0V/fWQbzVCIRaw3TSlsAuqBOtdL8MvAN/4L8SfEjUb6a2kg8S+If7XtUt3YvHD9htLfbJlQA263kPy7hhl5ySF808I/A34g6Xq/wALLDUJvDkXhv4f6leSxXNrc3Ml5qUElpeW8TNG0KJbuonTdGHlVsuQ6bAsj1Ga/wCz5+0Zovj3wt4R03V9anuvF+pWzq1xLpk0FreXMYLTRQ3PlLbyyoud0UbFl2vlRsbHaeGfjt4J8YeIbfRdK1S4uLi5M6Wd1Lpl1DY37Q5Eq2t3JEsFwVw7YhdzhWPRSR5Z4K+BPxBWx+GfhzxRdeGovDfgi8bUo7/R7m5e7vpPs88MUDQSwqkSobp90olbf5QxGm/C1/g7+zLqvw51Hwjp+raXba5pXheRvsGuSePtckddkUsUMq6PIjWsb7JNhVZdihnK8YSlqB7N8NfjJ4V+MGnyah4SvrzVdMWNJF1BtMure1l3Z+WOaWNUlZSCrohJRgyuFIIrtG7/ANe3b/P1NcH8BvAWofC34N+D/CWrT21zqOjadHZzzWjO0LMuclCyqxXkdQDz0rvPu+3+P+f6VQgbvx+H4H/D9PyD97pnnp+X/wBft3pMfT8v/rfX/OKc3zHHTP8A+r/D9fSgBM+hz9D/APX+n+RR0H+HHv8A/X/Kj72ff/P+H5Cjhvp+HH+c+3SgAPXnnH+f6f5xQBgj1HX9P8/j9aPvdvp/P0/zg0Dk+o/z9e38qADnjufp/L8ePyqa16Tf9cm/Hj/Pr1qFeo4B/X/H/I96mtcDzcjjym9uw/z3oYHHfFT4oeHvg14B1fxl4pu2s9D0uNZZ5EjMjsWYKiKo6szOqjtk8nGTXB/s0ftZeBf2qtE1a+8H/wBo2k2lSxxXun6tCkNxEHB8t8I7qVbY4BDHGDkDv3nxT+GPh/4yeAdX8HeKrNr3RNUjCTxRuY3UqwdXRh91lZQwPIyoyCODwv7Nf7KHgb9lbQ9W0/waNQuJtVlSS91DVrlZribYGEaEoiIFXe+ML/Eck0tbgeyj1A6+nH+f/rijj2/TH+ef19qO5PQ56/j7/wCPY0A9x+n0z/n8PSmALncDyeev4j618/8Air9obXbP4seMfhr4f07TdU8YJFp48PWUokVQs0DvcXl6wbItoSqZ2hSxZY1Jd1x9AN1IP+eM/wCH+c14B44/Z11rxB8QPGnjTR9WsdE8UyPp134X1NfMZrWe3gkimiulCjdbzK4R0G/KndwyrhO/QDrta/aJ8EeB9UuNA8R+IGbXNLW3XWJbHRrxrWzaURlJp2RJEtoXLgh5ZNowRvJRsX/GPx+8DeAdbudK1vVp7eazWFr6eDTbq4tNOWZisTXlzFG0NqG65mdBtJYnHzVxPjX4J+KPGngP406fJNo9jq3j3T4orSJLmZ7e1mXT47dw7+UGKeYrYYISVAJAOVFLxT8EfHUh+KPh/QZ/Dk3hX4inzLzUtSubmO90hpbOKyufLt0idLkeVArpulhIZiGLKASajPTtW+NXgvQ9L8Q6jf60ILXw/qEWl6mzW0xeC4lERRdoQsylZ423qCm1iScKcb1j4w0jVPFGs+HbW783WNJht576AROFhWff5WXxsJIjY7QSQCCQAVJ8i8Rfs5z618RUkS4spPAV/pkNvrOn3TM1xcXEFpc2sDABdhVorlS5ZshraPaDk7Z/hn8Ab+PwZcp8RNZvr7xXqF99uvr7wzr2o6cshjgS2hXzYJIHceVCjMrDbveTGeCTURG/7RWi+C/in8Q9D8X61cQWOm3dgLRYdKmnh0+Ca1hLSXM0ELCCNppGxJOyrwwDYQhey8Y/H3wN4B1y50rWtXnguLMQvf3Fvpt1c2umrM2Imu7mKJobUN13TOgwN2dpzXHePvgPrfijwf8AHDRbC7sUk8cWkdppj3U8zCFlsUtgZ22MeWQnK7yRg5JyKy/FPwR8dMvxQ8PaDceHZvCvxEYPd6lqVzcRXukvLZxWV15dvHC8dyPKhR0BlhwzFWLAAlagen6t8afBeh6X4g1C+1lbe00DUIdL1JjbTMbe4lETRrtCFmUrPE29QV2ktuADEb+n+MNJ1TxRrHh21uzNrGjxW9xeweU+IFnDmLL42liI3O0EkDBIAYZ8g8Rfs5T6x8RBKlxYyeAr/S4bfWrC6LNc3VxBaXNrCwCrsYNFcgsWYENax4BJJHU/AP4c+IfAPhnUJfGOoWer+MNXuxc6je2LyPE4jhjt4ApdVbPlQxsflA3ySYz1L1A7Wbxho9v4gu9Dku9uqWlgupzW5ifKWpd0Em7btPMbjaCW+XOMYrhNQ/ag+G+m2ekXTa3eXY1bSI9fs4tP0W+vJ5NPcFhcmKGBpFjAU7mYDZld23cu6L4geA/GU3xEn8R+Ev7Cnj1TQDoN8NannhNntleSO5iSKJxPgTSboWaHO1MSLkkZHwo+BeveAbDR7e/vNPnax+H+n+EpDbySkNd2+/e43IP3fzjBPzdfkWjUZ0fjf9oDwX4T0+3Da1LNPqGjyaxaS6bp9zfRx2e0bbuZ4InSCDLL+9lKpwxJwCRofs/+KNT8cfAz4eeINau/t+sat4fsL29utix+bNLbozvtQBVyzE4UAc9B0ryXwX8A/iF8MdN0KPQLjwve3U/gTS/COry6ncXKJZTWayKt1bqkJNyhE75icwE+Wh3ruOz2X4M+Cr34b/CHwT4U1KaG51DQtFs9NuJbYuYnkhhSNihcA7SYzjIBxjgdAageKa38bPibL+znH8VNIv8AwnZSW8c32rSb3Qbm4ErrfyW6lJUvozGNm0kFWO4HkAgD6B8I2fiSy0ySLxPq+l63qHmkpcaRpUmnxCPaAF8uS5uCWz/FvAOQNoxk+QN8BNf/AOGVbn4Z/bNM/t2QS7brzJPsg3X7XA+by933DjhBz0wOa9X8UfD/AEvxdqlhf31zrkFxYtmFdN16/wBPib5gf3sVvOiS8jpIrcZHIJoA6XIyTnjP+Hv7f57N9B1P5+3v3FLnPOfX9c0HnknIzzz7n/E0xB6H/Pb1/wA80c9Byen9P88d8elHTnuOuPx9uO/+RQ3cd+n+ef8AOPyADPXv+P8An1P5n2o/i/HnP+T/AJzQeTx16j/Ofp+vpScNwOn8v85FADWZgcADp3UGihpHB+Vyo64ziimB8Wftrf8AJc7v/rxt/wD0E14PXvH7a3/Jc7v/AK8bf/0E14PX7Blf+40f8K/I+Bxv+81PVn0J8C/H2keF/hTrFj4qstbtfDlxqcoXVtKRWjmlls2he2kyeyMJFA7jJ6c+ZfGrx9bfE74ma14jsraS0s7to1himx5gRI1jUtgkZITJwT16mvUP2d7jxNN4B1uytbHwGfDH9oxvNdeOVfyXuWQBY0wdpIAB5XPzdecV5T8X7fU7P4jazb6xoml+HdRhdI5dO0WERWkeI1AaNQTgMMN15LE8dK5MLGmsfVlb3tevTTp32v8Apc3rSn9Wgunp69TjqKKK+gPLCu6+Bf8AyWTwX/2Fbf8A9DFcLXdfAv8A5LJ4Lz0/tW3/APQxXLiv93qej/I2o/xY+qP0TzgHnn/PP1/xpenI6dsH/wCv7D86M9efY4Pt9fr/AJNB68nj69uvr/nj1r8TP0UMdv6H0x/j+RoP5e3T1H9f5+lGPUfXj/631/KjoORj14/+t9f/ANVABx0P4/5/D9fzN3f05PP09/b+XtQ3CkHtx+n+fzNcP4m+J6+E/iZ4f8N6lYLBpOs2F5cwa21zhUubbbI9u0eO8JkkDbv+WbjHegDuMZwDycAdc+3+P5CkI+8emRz39/8AD/JrwPw3+0d4p+IlrbR+DPANnqGqtosfiG4s9X19rBI7O4klWwVXFrKWnnjgaQoVVIuAZTxVvwl+0hf/ABO8VaBpng3wlFd6dqfhyw8TzalrWqCy+y21xPNC8RijhmZ5kMRKqp2N8+ZE2r5iuB7l3OcHvjA/p9B+f5n159zz6/8A16+Xv2bfixrnh3wb8JPDms+Frew8PeIoptO0nV49V866a4hhlnzNarFtijdIpirCZ2+VN6IWIHU+Ff2pLbXPjBp3gW7h8MR3GpS3tvDb6T4rh1PVLGa2RnMd/aRxbYMrG4yk0oV1CnO7ILge8c4wSeeOT7/4/rSfex79Mj8D78cV4L4F/aW1rxBdeBrvXfBVv4c8NeMjdQaZfR639quUmgt5Jz58AgRUjdIJirCRm+VN8aFiBxN18UvEHxO8f/s9+Jr7wpbaF4U1TXL/AFHR76LVftNzJB/ZF/5RuIfKjELyRlJFWN5gBuDFWADlxn1gT/Fx3x/+vOe/8qX7uccfp6/4f56V82fDH9tbQPiN4r8L6fG3hiPTvFEssGmQ6f4pivdZgZY5JYvt2nrEv2cOkbZKyylGZFYDccbfw/8A2jtd8U6h4Bk1nwPBoGgeN5J7XSryLWxdXS3EUDzYmgWBVSN0hnKsJGbhd8aFiFLoR7xgemB9P8+3X+tGfXr6E/5/yTR16DP4f5/n3FBbrz9Of8+35UwDnHc/16/5/E0fy+n5/wCfQ0cDOMY/Dp6dfQf57gHTGCenPP8An/8AX1oAP0x14xz/AJzR6Djnt+X+f88HHH0/T/Of8mj68+v9f5frQAcYzj/HoT/Wprf703qYn/l9ah6KR/nof/r/AOes1sfmm9PLfv8A5/z+dA0Qjj2HXv8AX/P4emaOQOuO3X/6/wDnAo6dfx9/88/40N6n9fzx1/zn6UCBjgHPGAc849fy7/5NB+Xvj+XXr+f+etHI6ckcgdPUjvx/9f6UcDpnb0PbPHXP09P73saYC9x2P8v8/wCelJu9CPbOPw7/AEo7AHucenf0/wD19q+e4/BUfxS+PHxX07WPEPi6zttNtdITT49F8UahpqWhmt5S7pFBMkZYlQcsjgkc5yRSA+gx2wCe4P8ALjv1H54pQOf6/wCfp6184eH/ANoTWfDPwotLrxBe+GbrU7PXtU8OT+IvFniCDQNPuWs7mWFJWcRyN50qx7vLihKkrKcxgAGjB+0V41+IGtfBXVPBWl6I2ieKv7US/s7zWiI5ZrVHWRUmSzlJjRoy8cqbfNGAyIDmlcZ9Orj2Hb6dP8/j9aM7uv16/X/E181XH7bXh6Dxzcaa0nhmPRrfxH/wjciT+Kok18zCcWxuF0vyyTCJz1Mwfyw0gTAAO7L+0hr1nqslzdeCLe38HQeLB4Rm1Y63uuzO119mjnjtRCQYvMMQbfKjrufarhQzF0I94+97/wD6v0/+t2o49cHr/d/z+HqK8A/4aS8R6l4t0610jwXo9x4cvvF9x4Pi1C+8RtBerPbiUzytaLaOAg+zy7B5uWAQsI1YlZ4v2jtfm0fxX4g/4Qqyh8NaDr83h4XE2uE3d3OmopZmRIVt2VYsNvJd1bcrLtK4kLugPd8dAeAeSAPb0+hP9KNuevXpx+P+ePXtXj3xD/aEk8B654502HwxJrEnhmx0a9RYL1Y3vWv7ua3Ea7l2oUMO4MzYbfg7AN1ZGpftJ6v4Tt/GOn+JvBtra+L9EXSfselaXrJu7bUW1GVrezQXL28RjPnoyvmMhVXcpcEAFwPeecEDvkY/X29j+AppVecAfh9P8/r+Hw98XtQ17UL39opvE2i2eh6rH4W8LxtDp+om+tpUF7esHjlaKJyvODviQhlbkrtdvbPjn+1HbfBHXp7fUIfDAsrWOC4lt9T8WQ2erXkLybWksbARSGfaN4AkeEsyMBx8xVxnvBzuJ6nnOc+pznj6fnTSNvX6jGMcZ/PmvAviP+0l4g8Ma54rtfDng3StbsPDOo6Xo99cat4ibTp3ur4w+V5MK2k26JRcxZcspJ3hVbYN2Z8UP2ztH+G3jDxRo8y+F0TwqsB1eHWPFUWnalcM8KzSLp1m0TG6KxOuN7Qh3OxeRkF0I+kfu5wMYz/n/PqKOB7DPH6/0Hr6/h598UPijeeCdF8MXegaEnii88QanDpllbm+WzjDSwySLK8hRsINnzYBIUkqGIVW5nw7+0Fd300Gm6t4ah07XIvGH/CI6jbWmpm4t4ZDaG6SeKYwxmVDEYeGjjIJI/h5YHs47Z78nP8APp9f89U/hxnHA/8A1/59O/f5s+KHx88b/wBqCx8G6PplvLpPxDsPCt7JqOqNGt7HLbQT7T/okvlK/wBpZGYfOvlgrvLFV7XWPi/4w0H4s+F/Btx4S0K8i1eCS9uLnT/EM8lzp9rFGpuLqSBrFF8sTMIk/e7pCwO0fOELjPX26njn079On6/p+R179c/r/nP+efmz4Y/tqaF8R/FfhfTom8MLYeKJZbfS4dP8VQ3usQMsbyRG+sFiH2cOkT8rLIUZkRlBbK7nw/8A2kNe8Val4Cl1rwPb+H/D/jaS4ttKvE1oXdys8UEk/wC+gECqsbpDKVYSs/yoGRC2FV0I939T7Z6fT/P+eT+Lr0755/r7n/IoA3YHIJ4wME84H+P1wfxOSoPHrx0yR9O5b68+5pgH9Px/x9D+VTWq487jH7ps/lUJ+Ynueff1+v8An86mt8fvuP8Alk3b/PtQwIc4BPTnsfx9vb8qG+XP4j/P+fT1pef+Bfj6/wCf89E7Y6D/ACPbt/nrQAdPb/8AX9f88etHXtn6fjx/P9PSjn6Hr1xz/wDrJo4bHHB7H3wf5Z/L06AAff6/5/If56mcd+OnH6jr6Z/P3o3d/wCvfjvn6f5FfNXjTVrvwH8dL/WviDdeMNP8KX1/ptv4Z8QaLqcy6NY5VI3tL+1jfYrS3BYedPDIhWZAJYii7R6AfSvr9Ofyx6/X/PFB+oHXqPX+f/6vWvmDRf2hviF4V8K/E/xF4q8N6ZrdnoXi3+xbGz0zWcXOZLm0t1t1D2kSbEFwWEkjgsflYKPnHq+ifE3XR4n1Hw74j8Pafpmr2OgjXJf7M1WS8gIaeeJYgz20JPEO4nZxvK4OMlXA9IOfoPcdOvt/nFBPU/j0/wA+3r6/X5Hsf2jLaT4meFfElvon2nxZ498AaVLoXhZb1Q09xLNcztE1wyqqRxplnlK8KvCl2VG6+x+MnxG0X4i/GL+2tG0S58M+E9JttSitYNYk86JjZzTbY/8AQV8zzWQbi7fu8fLvzii6GfRO31Geg/XH9P8APYXPGOG45yfbH+fyrxvx9+0R/wAIKFI8Pi8/4ofU/GfN95f/AB5i3P2biM53+f8A6wdNn3Tnjuvhv4i1/wAWeHIdV17QbTw+bsJPZ2dtqX26QQOqsnnkRIiS84ZIzKoPSRqdxHU8BfQf5/x/zxSnoc9D/wDXz/L9BXk/xC+LnirQPHV54W8KeCrPxJc2ehDXprnUdb/s6ER75UMQ2wSsZCYxtwu3BbcyYBebwT8eLTx1NZy6dpcqWF54QtPF0E88wWQxzs+2FkCnDAR8tuYZJ44yVcD1Lvxyew4/z1/zzQF5zwPTAPr1/l+Y96+bPh78dPiD8SPip4Jew0XR7Xwh4i8C2viSSwuNYcy25lki3SKwsiXkTeUEe9UZfmJRvlFi/wD2qtX8I2PxFv8AxX4R0iy0/wAISWdi2paR4ia5tJ9SuZEVbRpZ7S2EXl+dC0svzLGJBnLAqpdAfRQz29OAv/1vr/nsoXBGB344+n/1v8mvm/Tf2xrO98P+MJorHw74l1rw8NOmFr4M8UxatZ3kN3cfZ1C3TRRbJVYOGjdFGPLO/D5X0n4a/E7WfFHjDxP4S8T+HbPw94h0S3s75003VDqNtNb3QmEbCVoISHDwSqy7MDCkMwbh3A9HA6YHp/T2+n+TQO3/ANcdv/1fnWH468THwX4H8Q+Iha/bTpOnXGofZt+zzfKjaTZu2nGduM4OOeK83+IH7RB8CqpHh8XmfA+p+M+b4RkfYxbn7NxGc7/tH+sHTZ905OAD2Tr78f5/z9aPvZPse/8An19a+e1/aI+IM2utokXws01dTuPDy+KLJZ/FYWE2W5leKd1tWMdyGMQCRiaM+YczKEyfZPh/40s/iN4D8O+K9Pjlisdc0631GCObAkRJo1dVbB+98+OuATRcDoOrDv8A/rHt/nP5mTx3P19v/rf54ob7ue3X+f8Anp3HHej+Lb2Jxx2/zj+VMA/hxye31/zwfyo5b69iM/57j86Fyccde35e3v8A57i44/Pp7A/5+v1pAJ83YoB1wdtFJ5bnorEdMqOKKYHxX+2t/wAlzu/+vG3/APQTXg9e8ftrf8lzu/8Arxt//QTXg9fsGV/7jR/wr8j4HG/7zU9We6/C3ULvSfhLd2/iXwBdeKvBFxrKTwSW1yYJkvRCP4R8zIY8fNgKORkk4HG/tA6hreqfF7xDc+ItLXRdVkeLfYJMswhTykEY3rw3ybDn1PQdK9U+EXj74i+LvhzHonh7x3pWl3Wl3Sq8GoBIZ7bT0iVRKJGyrQpzuULuG0HJyBXi3xYuI7r4gatKniV/F5Zk8zWWjKfaJAih9oP8IYFVxxhRjjFceET+u1HJJPXZyfWPf3Ve3z6bM3rtfV4qLdtN7efzdvwORooor6E8sK7r4F/8lk8F84/4mtv/AOhiuFruvgX/AMlk8F84/wCJrb/+hiuXFf7vU9H+RtR/ix9Ufoof8e/1/wAf50Z64Pfj8z7/AE/L8znp+Hp7f4fgaP1+vfr7/wCcmvxM/RQxxwPpx/n1FHA6Yx/n/wCt2/lwfxf5z17/AJ0Z9D2/z39h/kgUAHTH0wfoOv8AI/5zXC/GL4O6L8bvCiaDrdzf2UUdwJ47zSpkiuYm2PHIEkZG2h45ZI2wOVkbBHBHdHGCAR7enf3+lB79yT0/X+dAHmviz4G2Ov8AiT+3tG8TeIfA2pzaYmj3cnhua2Vby1RmMKSJcQzKrRGSQJJGEkUSON5AGNHwf8GfDfgHxFHqugQzaesOgWnhyCwSUNbRWlvJLJFgEFzITM2WZz0B65Nd0D78Zz9eevb1/Wmj5V564P8A+r+f5/WiwHnWn/Anw9pum/D6xS41J7fwTLLPpwkmjYzeZbT27CfCAMPLuJDhdnIXtkNg+Cf2YdH8Eap4Omg8VeKNTsfB5nTQNHvri1+yWMcsMkLRgRWySSgJIAGmd3G0Ybl93sh4PJ79/wBev0/Wjk8fhjJx24/T9BRZAedab8C/D+l6f8PLKK51KS38Dzyz6b5kiM0xe2mt287EYDLsuJCAuzkLnjIbB8L/ALL2heF9W8JXS+JPFGo6f4Rmmk8P6NfXsJstPjkhngaAKkKPMgjmIVpnkkUIAHAMgf2Lbnt19v8A63uP84oxk5AAyPT1/wA/54pWQHnfgT4NyfDm4sbbRvHPigeFbHzEtPCtx9glsYYmDbIVkNp9qKJuyoM+RsVSSo2ldJ+Bug6PY/Du0gu9SMfgeaW40wyTITK0lvNbkTYQbhsuXPyhBkL1GQfRPvdNwyT79ff8R+tGOPQduvv/APWp2AOpHfPqPX/9dG73yPr/APX+v50defx/z/nsaMn8yev4+/8AnBPfkAXnvkn+fb/Ht3pP1OP5j/8AX+dJ249fb8P1I9f50HH8/u8nHt+GPxK/iwF3AcjpyRjvyPz6j/6/FDfLnPUcAdefp6/L2/woZS2V6lsjGSRn5h/h/PtwuQWJ5wx/Mbs4469T+XvyAI2ORnj/AD7+36CprY8zf9cn7/5/z+dQrnaM+n4e5OB67vz9xU1ry0uOW8tjzyelJ7AQtwp7cHj/AD/nil6Nxwfy7/4/zNJ06fUc/wD6vQfzpP4cA+3+H8/1NMBee3UDgkD0Bz7c4P4d8igcMAoPoO59v5D8uvBoxk525A9Rx07/AK/njqKG+7zzxg7uM9eo9cHn6n8AA4UY6Adh+X8gfwx615br3wJbUvGfiLxHpXj/AMW+E7nX4beDUbbRTp/kyCFGjRlM9nLJGwV2+ZHByQRg4x6kc5J3fieD1P5dvxz6UYC57Dp0+o/p/nJpAeVXv7Onh6FfCLeFtU1jwHdeFre5s9OvNDeCaQQXBRp0k+2Q3CyF2jRy7KXLKTu+Y5q2P7NOh6JoPg3TtG8R+I9HufCd9eX2n6pDc289232ppTcRTNPBIkqN5zDJTd8oO7OSfXzktyPmz6+59f8APFH3jjOR9ff8fWiyA840v4NN4Z8QXV/4d8b+J/Duk3Wpvq1x4ds/sElhJPI++fBmtZJ0WVgzMscy4LsU2k5D7z4G6DeaC+jvd6ktrJ4nj8W5WZA4u0vUvFTPl4ERdApA+bb/ABZw1d/c3CWtvNcTNtjRDJI2CxChSSeOfU/41n+FPFGmeOPDOleIdEuftujataw39lceW6ebDIgeNtrAEZDrwwBGcEDmjQD5Q8CfBbx54M+KQ13SvCc2k+IrzxHcTaprjWugHR59Mmu3lmxcfPrDySQ42q7gCYqCFiXaPoBvgboEngHxP4S+1al9g17UrzV5rhZlFxbXNxc/ad8LBAEMcpDJlW5Rd2/mvRPYEkdunt1546/55pOuPX1PPp7/AF/z0VgPIo/2atFnm8SXmq+JfEniDVfEMWmx6hqOoXFv5rixuGuINiRQJFFy+1gkaqwXOA5eR9Xxl8A/DvjrVPFmoahc6lFd+IrPTraSSznWM2jWE009tPAdhxIkspYl96kooKkbw3pK+vT0/wA/l/nNJwf/ANf/ANf3/T607IDxyf8AZf0PU7XxkuteJ/E+vaj4utLKz1TUtQurcTMlrNJLCYlS3SKE/vWU7IwpChsb2d3Tx1+zDonjy+8ZSSeKfE2i6X4waKTXdH0me1jtryaOJI1lLyW7zIwWOLKxyKjbMMpDMG9lGOg/IH/PrR6gHr6d/T9cfpRZAfHvjz4K+Ol+Mni/xf4b8Izt4xuNShm8PeIbe18Py6bGgtoIle9nvd+pR7SrrIloEGxR5S72Zj73qnwZebxRquv+H/G/iXwReax5UmqQ6ELCS3u5o0EazFLy1n2P5YVcoVDBEzkjNej9f93PGf8AJ/yfrSDHGOn4f4ccEfSlZAYHijwXZeLrjw9cXstwkmh6kmrW3kOF3TLFIgD5BJXEzHAwc45wDnkdW/Z/0PUV1+SDVta0rUtW8RQ+KE1KymgE9hexQQ26mASRNHsMcO0rIkgIkkz2C+nduR+n5/yP5Ufd64H6fXjj3/l9GB47/wAMw6F/wj+p2KeJPEy6lqHiK38VtrzXUD30WpQxwoJY98BhCkQcxmIxgM6qqoEVL2kfAf8AsX4jal40h8e+KZb3VEtItRsrhNMkt7uO3j2JESbLzI4yS7skUiDfI7DBavVDnByMnv79/wDP/wCql5DE7sHPLEnOc9c/hRYDzjwL8G3+HVxY2ujeOfEw8LWPmJaeFbj7BLYwxNuCQrIbX7VsTcCgM5I2KDlRgtsfgfo2iaT8P7axuL6VvAkst1pK3FwiCeR7Wa3xcMIjldtwx+RRggcHofSPboPTPH8/r+fvR97tz2x9On60Acp8LfCeqeB/h9pOja3rl14k1i3RnvNSu5nlMs0jtI4Uud3lqzMiBiSEUA+tdYR8xB6ZI49Mkf5/H3wmRycjg5zx6DH6Y/Ie4o+Udeg4J4GB9e3T9PbIAD73Xn+Xf/D/AD2mtcZlGcbom5P0qEe/B7/Xj/63X0I96mtWz53P/LJuM+2fX3oYEPXpyew4/wA//q96OOg/z/ng/gaOvv8AT/Pf/Cl6kc8cew7f4elACdO2Ofcf54yPr9aRjtVs8cE8/wDAjn8x+OPc0q9uOcjp1HC8fXkf44oGQvy444HYdOD9OB9AR6cMBWzkjk8n19SPz4P5n2rzXxR8ELTxhrU02q+KvEtz4euL2G/uPCr3cDabNNEVZMsYTcrHvjRzEk6xkr93DMp9Jx6Zx6kcn68fU/n078340+Jvg/4bw2kvi3xZovhaK7LLbvrWpw2YmK8sEMrLuIB5A9fcUgOK1L9m/RtTbxXbyeIPECaP4k1a31650aOS2FvDeRT205miYwGVd5tU3KZGXDOVCnBGz46+Dln438TQ62uv694cu309tKvhok8MK6hZM4k8mYvFI6gEvtkhaOVRI+1wcbe10jVbHX9LtNS0y7t9R028iWe3u7SQSwzRsAyujqSrKQRgg8gjmrQHHH5/598fn+RZAePv+yr4LuPCtroU8mqT2lr4dsPDdpPJcolxbR2jl7a5ilVAUuUf5hIOAVGFAyK1ovgXp3/CT6vrM+v63epr2lQ6Rrum3UlqbXVljikhWeYCAOkuyV8mF4lPy/LxXZeJfF2keEF01tWuvsa6nfw6XaHynfzLmYkRJ8qnbux944UYOfe3pevaZr32z+zNRtdR+yXL2dz9knWXyZk+/E+0/K65GVPI4z2osgPIU/ZV0W5t7tdX8X+LvEEs/he98Ircald22+DTrkRBkRYrZI/MXyVKysrMd/7wyBUCexaXp8ek6baWMRdorWFIEMhDNhVCgnjk8D059O2fqnjXw9od89nqOvaZp14iwSNb3V3HHIqzSmGFirEHEkmY1/vMCoyeK2vbHI6A8/h+v+eaAOZuvh/p914u1LxG0t0L6/0hNFkRXTyhCsskgIG3O/MjckkYA4HJPDw/s1aNY6X4YsNK8SeJtFh0XQIvC8r6fdwLLqenRhdkVy7QMVYYOJLfyZF8x9rLxt9e4zwfx6/j+n+eaPr0/wA/5/KgDyrQ/wBnnSPCt94JutC8Ra/pE3hbQY/DUbQSW0g1Cwj8orHciWB8kGINujEbDLc44GX4Z/Za0nw74AvfBd14x8Va94en/fRQ6i9gk1rd/aBcC8S4gtIpTcCcB98ruCeWBr2nd0yeevr/AF+v5+9Yum+LtI1fxDrWgWl352raMsDX1v5Tr5ImRmiO4gK+4I33ScY5wTRZAcpdfB+fWvDepaH4l8e+J/FdneTWs6tqUenQvbNbzCYeWbayhGGdEDbw3A+XYSTVH4ifBm58RX3inVfD2v6hoGveKINM02+1C3u2hazs7S4llZ7bYu8Tsk8ygs+35lPZg3qfHI6Dnpj39Ovf9O1HPJ69/wCf+FFgKWsaLZeItHvtI1CAXWn31u9pcwsTiSJ1KOpIORlSenPP0ryCP9lXRbm3uk1nxf4t8QzT+F7zwgtxqV3b7odOuVhDqixWyJ5i+UCJWVnOT5hkCxhPbG+9z+v+frR9eP8AP0+v+eoBxUPwm0mHxPDrqz3322Hw9/wjQj8xPLNsXV9xGzJkyo5zjnha1/APg2y+HHgXw94U0ya4n03Q9Pg022kunDyvHFGI1LlQoLEAZwoGc4A4xvchf05/z6/54qjaa9pmoanqGm2uoWt1qGn+X9ss4pleW23jdH5iA7l3KMgHGQDQBe+7n1z+XJ68+3P1PY5B7c57bvXAx6eg/Pj2MBgR6jHXrxjr9WP5il3biSDwTnIOOM5/kf69sBgJgdhkduOe/t1IP+cUfezzn9fX39zRt9QeOPr2+nb8Pyo+9+X9Bn/P+QAMb7x7/Q0U7k8+Tv8Afk0UAfFX7a3/ACXO7/68bf8A9BNeJaTqt1oWrWWpWMvkXtnOlxBLtDbJEYMrYIIOCBwRivbf21v+S53f/Xjb/wDoJrwev1/K0ngKKf8AKvyPgcY7YmbXdn178JfiH8TviJ4VvfEOrfFaHwzp0F1JZxk6BbXTyyRwG4k4CLgCNWbvnafbPhP7RFjqum/GDXrbW9abxFqcfkCXUms1tPO/cRlf3S8ABcDI64z3r3f/AIVD4x+F+n+ObLwfPrM+n6TPp2o6RbvYQ3A1GeRVS4OTHltillIQgYyDnmvmn4nal4m1fxxql54xhng8RTMjXMVxB5Lr8i7BswMDZtx7Yry8tjTlip1aDjyW2SSevK1tFPbfV6nbjHKNGMKnNzX3bbXVd7emmxy9FFFfVHihXdfAvP8AwuTwXjg/2rb/APoYrha7r4F/8lk8F/8AYVt//QxXLiv93qej/I2o/wAWPqj9FF69gM9s+uR/T8xQp6dunT8/8f8A61Gf8Sfz5+vf8/pXlPgX9qj4UfEz4g6h4H8M+NrDV/E9j5nm2MKyAPs+/wCVIyiObHOfLZsBc8AE1+Jn6Keq/wAOPboOfX/6/wDnorfePfnHr78Y+g/AfhQRnIJ6nH1zkevrj9M+xkNn0PJ289wfTngj8h6kUwBu45PHrn1/+v8ArQeP54/H6f5/Cj2bjHX0znn+f6e2T4/8fv2hB8CdU8ExXHh9tX03Xb6SDUL1LsQ/2XbIFaW5KbD5ioGLFQVOFyM4pAewY28dP09v8/U+9HqD+IHH+e9eR/GD4/f8Kv8AHXgXwxa6Addm8RX0MF5cLeCBNNt5bmG2SYja3mFpJvlQbciJzuG3mS4+Owt/i8PAL2ehrqTanHbRwP4oslv3s2sTcNdixLeb8sqiLysbiuZPuilcD1n7ucnH6ev+fr+iY9R/nn/A/p6Vzv8AwsbwmPGX/CIjxRow8WbPM/sL+0IvtwXbv3eRu8zG0bs7cYGe9cN8Hv2g/DXjvwbpc2seKPDVn4s/sv8AtTVNIhv4o5bOEDc0rwtIZI4wpRiz8YYHPPLA9bI68c/T6+31oP0/T3Pt/nHtivGfC/7UHhj4j+F/D+ueCZ9L1yDUNbg0m9tbjW7O2uNOWSSVFkZN7h3PlbkhB3yK2V712WqfG34d6F4qHhrUvHvhfT/Egljg/se51m3jvPMkAMaeSzh9zB12jGTkY6ii4Ha/xZ9D7cf5/D9aRR0x7f09vp/k1zUnxO8HW/jSPwfJ4s0NPFzjKaC2owi/YeXvyIN3mfcBb7vTnoOMzxx8Rbrwt408IeGrLSodRvPEg1BYJri7MEcL21uZlDERyEqxAUkcqOcN0IB3A4wfxwB9CcD/AA9qQYVcemFwD9P88eo46AeM+Dfix8R/EnxK1zwnd+BvCunroDWLaleQ+LLmc+Vcozq0CHTE8xlVCSrtGCQBu5yPZ+eAD/sgFuo7Z9hkDoevuRQAZIyQcn1z14PP0zn/APV1CvUAZPbr+Gc89D/PrnlV556g8/5//X2FJt4x/h+fT6fl+FMAwCpHVfp7Yz+n8vXlWySf7x7/AI//AFz6/rgrj15pD+f+c/0/WkAnqVHrj6/l/nL1Nb9ZsHI8pvy5/wDrf56w9WHPtnr7cfhn/O6prXkyk55ib+Wf8fyoYyHjkfw+34/5/D6UoJ3Z6n/6/wDn8++RSMe/fk9fr3PvQw68Z69QT2+npgf99d6YhFA4I7Y7cdv6gd+/405fl2+xH+f0/wA4oP3ieT2y31+n1/P6UvUgYzzQA1cDHQAAD8iOP8+nfGR84fGD4za/4J8G/tFX0Ovw6ZeeE7O1k0V5ooM2sk1jG0fDriTfOWChwwLfKM4Ar6P+9g57Hn8OP8/X1weZ8QfC/wAG+Ldci1fXPCOg61q0ds1kt9qOlwXFwtu+9XhEjoWCMJZAV6EOwwc8pgfN3xR+I/xIsJPjRrmjeO5NLtfA99pC6Zo/9lWk1tOs1rZyzpdMyGV42Mj48t4mUux8wjYqesfCvW/E2nfF7x74G17xLc+LbbS9O0vVrTUL61toJ4zc/aklhxbxxoYwbUMpKlgHILsMGvRrrwb4f1CHU4rnQtMuYtVeOTUEms43W8aNVVGmyCJCoVFBbO0IoGAMC7Do2n22rXWpxWNtHqd1HFDc3qQqJpo4yxjV3xuYIXlIByBvbAG45VgPCfix4p17VviZ4u8OQ+Oj4B0Pw34NTXmb7PaSJfSTS3CM1w1xGxFvEtsFYRNExMxPmLhSPIvhv8QPHt94R+FvgjwuPFFvaWnwy0fV45PCKaI1zPNJH5RM39qyBTDF5S/LCN2ZfmdAVFfYHiL4feF/GGo6Vf6/4Z0fW7/SpPN0+61TTobmWyfKkvEzozRnManKkH5R6VR8QfCPwJ4u0jS9K1zwT4c1rStKjEWn2Wo6TbzwWaBVULCjoVjG0KuFAGAOOKLMZ41NrnxU8YeILfSdQ8T3Hw11K08DW2talp+k2VjduupmSeNgssyzp5WUBKLuJ2ph0wxf1/4J+Mr34i/B3wL4p1GOKLUNb0Sy1C4S34jEssEbuFGeBljgdv5bum+ENC0WOFdP0TTdPSGyj06NbWzijCWicx24AUYiXJKx/dGeB1q5pWl2Wg6XZ6bp1nb2Gn2cSQW9paxrHFDEi7VREUYVVCgAAYAAFFhFlW6c46d/p/n/ADwufrx9f89v0FGcd/1+nv8AT/Io9PTt+n1/zmqAG7g9Pr/9f2/QUH+X5Z5/z/nk9P8AP+en6Cj7vsfy9B/Mf5xQAep7Y/yPyo6t/ePc9Sef/wBX5++aN3Uj/Pcf59vpR+v16df/ANX/AOqkAfj/AC/z/wDqFAPYH9f89j+lGc55z+P8+ff9TS/xc5PPf/P4/nQAn8PTj+n+R+hox659OP8A9Xsfz+tAHTPJ65/x/wA9qOOfT+n/AOoUAHOPT+X+c/y9qTI6n7uOfp/+r8qX8cH1z3//AF570c+4+mf89P5dyKAF57nB9cHOec/rn88dOqbuhztP+906YHH1A/xzyenr17dz1H6H/gPfFLnPy569vy9/cf5NMBPTHHGB7cAgZz7fpn6zWvzGUDn902B+A4xn6VDuyeOep/QHt9f1z16zW3JlA+b922Py+tJgQ9f5/wD1/wDPqPSjnjrn2H/1uP8A6/1o7j+n4f5/r1pMDbj5QMbT0wMAj/PH8sBgL0wf4AM8cDA/p1I/4D6Gjb6j64/p6d/z9TkKPvbuhzkZ+v8APBx+J60FeOOvQHvQAm3p0HTt7D6dvb/63ifwv+yt+0l8YX1JYx4pA01NOaVQJjo7WkZURZ+Yxfa/tW7bxvXnJ217Zx1XoeRjj6fzHfsPw5nxp8MfBvxIWzHi3wloPikWe82w1zTILzyN+3ds81G27tqZx1CjrikB85/DLxRN4Umvz4Wuo7LwPqvxcl02waOOI2klpJafv0gJGFja/SYArtywYKeSDqX/AMdNWvLj4gaZb+JNQmu/+FgL4X0KLw7Z2M98Qmn288trBJcsltHIr/aWaS63ABJEALbQvr+n/AP4caXaaxYWngzR4dG1kRm/0NbZf7LuGRgVkaxz9nEmUTMgjDnYmSdq41Lj4T+B7zw3N4en8GeHZ/D8rxSS6VJpVubSRo0WONjCU2ZSOKNFyMhY0A4AAmzGfMdh8Qtc8eeE/D8WvzX1xeeHfjDY6Ms+qfYvt2xGRwtybE/ZvNUytGfK2giMZ+bcDT8b2+oeKbURxa9P4ZW0+NkVkj6NYWEJJbytsz77Zg8qseHfly2H8wbcfWOmfDnwnomn21jp3hjRdPsbW4ivYLa102GKKG4jRUjlRVUBZFVFUMBkBAAcAUuq/DzwprmjajpGpeGdG1HSNRuDd3thdadDLb3UxIJlljZSryEoh3MCcqDnIFFgPlD9o7xzN4bvvGeuaS2qeILnwZHpNtqV4dG0BLAzRvHcQw6jLd4upmZpkkU2SRrG06+WBIGNdx4Z8N+KW/aC+PF54d8Y3X9tLp2myWGnatDaHTnnltJ/s/n+Xbify4nHBRwxAbcZTXsuofBX4eazqVvfX/gLwvf6hbWosYbu50a2llit1QoIUcxkrGELKFHyhSQBjrc174W+DfFWrtquteD9B1nVZLRtPa81DS4J52tn3BoC7xlvLbc4KZ2neeOtFmB8/f8ACxfHWgeBfFYbWvGg8f8AhaDTvEOo6D4ps9GuDcacHc3CWz6dCEZZljuFBLearQqcIG+at41+PHjTUi+r+Fb27uPC3iDxhbeFNFl0SPT2uVght5nuLm3e8Kwmaa5Q26+e5QCMbEZiN30f4S+HHhPwDpt1p/hfwtonhzT7p/MuLTR9OhtIpmxjc6RoAx2jGSCcflTm+HnhY+DR4RPhjR28KCPyhoP9nRfYNgYvt+z7fLxuy2NvU5607MD56v8Axh8X9O0zwnoep32seEptX8dR6PbazrUGkXGp3OlyafcTN5iWrSWqTJNGyo6qoxHEzxv86vW1jXtX+Gvij43X9lrlxNqNiPCMc2r3scBkeNm8qaWVVjSIZRnyVjCjJwVwMfQvh74U+CfCNnb2eg+DfD+iWltef2jDBp2lwWyRXWwx/aFCIAsuw7N4w2046GtO48J6Fe/2t9o0fTpxrEQg1LzLSM/boghQRz/KfMXYSuHyMMR0zRYDxTxd488ea/8AEn4veFPA2sWs+oaDomhXFlZA24kt5p5rtroI7qVW4e3jj8oThog5jLAIzE+dfELUL3xv4b8HadJ418caXrui/EnS9N1JNfttFF/ZTyhHhBa3tWtWwjxyRlCwPnEPvICJ9JJ8E/h5H4fl0JPAHhddDmjjjl0saLbfZZFSR5Y1aLy9pCyyyOARw0jEYLEmyvwn8Dx+DX8Ip4N8PDwmzGQ6CNKt/sBbcH3fZ9nl53Ddnb94Z69FZiPP/wBojxxrfw+8P+AdN0zV9agk1nXYNMv9W0fSU1PVhbJbTzSSw2qQSIzkwrvYQMFV3IQcY851Lx98UvBvwv8ADP2zVfFGr6p4s8aSaZbXt1p2lWerW2mHz3tfLgnjt7aKeVIEH+lDcDKf3YO2MewfGL4Hw/E7Q/Dml2U2k2Fjod0JU0bWNI/tLRrqMQvEkU9ks0IdY9waMbgEZFIU4GIvhd+z7o3gfwDrXhfWoNG8RaZrV/Jf3WkQ6LHaaNDuEaiC2sGaVIoh5SsVLNmVpHz8wUPW4zy+/wDF3xg0/TPCmh6jf6x4Sn1fxxHo9trWtW+kXOp3OlyafcTsZEtGktVmSWNlRwqjCRFo3+dWTxR4q8TeB9U+M8Oi63ENa00+FYbfW7zSbNriZ53EUktyIoYhPlW+78oXOE8vjHvvh74U+CfCdjb2mheDfD+i2lvef2lBb6dpUFvHFdGMx/aEVEAWXZlN4+bbkZxmtS68IaDfTX8lzomm3El+0L3jS2cbNcmFswmQlcuYyMrnO0jIxRYD5k+IHxW8e/CdPid4cTxZqHii+02Dw5Npmq3Gl202pRHUr2S1nWC3toUjndBCZIkMbHcxDbxwfT/2fZvF1/feML/XfEXirXfDzXsUWgf8JXo9vpl0YFgRpnaBLS3lUmYyLukRQyoCq4O9974vfB2y+KHh3ULK3ktNK1S+ms3ubyWxFxHfxW0xkS1vI1eNrm2IMimIyAEStg/Md2V8EPgTH8Hr/wASX4utDjk1n7Op0vwroQ0TSYFhVwJEtRNN++cyHfKX+ZUiAChMlWdwPPNR8T+OZ/FHxa1nwz481rUfCHhPRtRhEd9ZadJE+tLG8gitWjtEfy7QKgYyPIXkbYSTE+ey0P4pX+rfG7wB4ci1u3utP1TwJc6/fWcYhZpZftFikE+QNyqRJcAbTtPPHyDb3ejfBvwD4b8TSeI9J8DeGtL8RO8kj6vZ6PbRXbM5PmM0yxhyW3HcSeec5zVjwn8L/BngJw3hnwjoPhxlMnzaTpkFoR5nleZ/q1X73kxbufm8pM/cGHqB0hkZewPflQaKUNGAAyMx9VcAfliiqEfFf7a3/Jc7v/rxt/8A0E14PXvH7a3/ACXO7/68bf8A9BNeD1+wZX/uNH/CvyPgcb/vNT1Z6x4R/wCFt+M/Dusa3pPiPXX0nSY3e5uJNakjUFUMhRQZAWbapbAHYeoriviFo/iTQfF17ZeLWuG1+MRtcNdXIuZDuRWTMgZg3yFe5x0r2j9mXWNcuPC+r6JH4AuvGehLdtdeZa3ItjBPJbtbupZiA26JyMZyuc9xjzT49arret/FjXr3xDpP9hapK8RfTjIJPIQRII13DhvkC8+/QdKww9Wf12dHliopdLX6W6373ul0+elWEfq8al22+97dfL9Tz+iiivcPOCu5+Bf/ACWTwZ3/AOJrb/8AoYrhq7r4F/8AJZPBfOP+Jrb/APoYrlxX+71PR/kbUf4sfVH6IyRrPG8bDcjArznofXnjrXxz+z9/wTR8LfAH47f8LEsfFmo6vb2fnnSNIntliNqZY2jPmzK587CSMBhI+SCc4xX2T7/hz+HHPb+ho+p6+vHp/Q/zr8SsnufoovPXp74+uT29f1POeh9RwMDHJGPT+X1wRxmkAGRkEdM4Hfp/j/ndR/Dk8cdSPbJ6jp/gPQ1QB93rwcAHJ74Oe3J4/XP18i+Mvwrm+Jnj7wEt1py6h4Xgi1mz1lmkRQkN1YtAo2khjuLY+TOODjHNeu9ztGBjp2HGMfp/47+Znv1H+T/L+Z9KQHyR4T+B3xMuvCenal4ytbXUfG0fizQI5JoZ4snRtLmQLOz79u6T/SLhkB3fvlXbuGAniL4c/FnX/HGnwyaTqkGk2Xj+31xotOfRLbQWsEuw4nQbf7Qku2jO6QSFQzebgsNiP9cH5V9D/kfzx/nNH8XGCM988jkfl0HbtS5RnhPwt8M+JPA+saj4Y1TwD/a9nL4q1HXk8YSXdkbQx3DyTxTeWZDcfaUEi2+BCFxHkSbaxPAvwV1/wvov7PMEehQadceFtTvbnXPs80ANuJrG8RnJVv3m+aSHds3EkhiDgmvpEZx1PQdM+nPb6/kaP0+o+v8An8KLCPl3wp8NPHEXwx8BeErzwrc2N14T8b2+oTXT31m9vd2QvbiZriApMX2hJEJSRYnywAQ4Irgfh1qV5pPijStX15L5/h0fiTqV/pWq6fpVrHGdSvL25tIo5Ll74XTxb52QkWKHdjMjRLub7gOOSe//AOv/ADz/ADrkbP4Q+A9O8Xnxba+B/Ddr4paR5zrsOkW6XxkcMsj+eEEhZgWBOcnJBPqcoz52034G+L9N8Sapoesr491HQbrxo/iWG88PXPh1dMBa8W6hllNyiX6vHhUkCFiVjIQlSFHt3j3whq+tfGH4W65ZWnnaXosupm+n81F8kTWZjj+UsGYF8D5d2McjHNek9uff/P6H+X0D0bnPX8eP8/r+JYR5j4P8F6zp/wAYvilrNxE9npmvQaVHp95E8TM7Q28qSME5IKM643rznvyB13g3wzqPhmxuIdS8W6z4ueR963OsRWSSRDABRRa20KkZJPzKWJPXtXQnng9Sf8/r/nik4xyODjsTx8vH+f17sB3PORg55opBnvn0/HAz/n6/gtABRRRQA3t6cjv9Pf1b9BjtU1uP9acf8smH6f5//VULcZOe3POPXr+Z/AfSprX70mOCI256dj7cUPYEQlvvHPPJ64/r7f54owOQO2MdM+x+vQ/l6Uv4HHPGD2Gen4fhjr6gz0Jyf85/XNABgeg/z/kflRx3paPSgBvUgkcY69fcf59h6g1wHxM+NOg/CnVvDOnavb31zNrl2lshsokdbSMywwm5nLMNkCyXEKFxnBlU4xkjv+/pwM9CRwfc84/X2Jr5p8afC7xz8bPGnxOmg1DTvCegy6ePB9mNd0C4u5p4Agmnu7Zku7fyw004UOVkDG0RlPYjA+lfQ9fc/wCf85NZDeLtJXxgnhU3RGvNYHU1tDE//HuJPKL78beHYDGc9TjGa+cvD3irxTa6pp3iPxP4N8US61rfgdNBlisdEuZ2bV7a5mSaOQ7MQJK0geOaYpEykt5igE1yXwn+Etp4Y8W/BjVNd+HjR6w3w1stMi1STwy90+n61F5AQ3MiwubWREOBJNtChWXcNuBNxn2lxjpj6gen+H+eaOufx56/57/l+fxv8IPAsq6t8JZNM8D654b+J2k3EjeP/Et/o89oL6P7NLHdia/ZfL1ATXbQyRiOSYYVWAjVeMv4TfszaTDpf7PB1f4eSJcS6Xf2/i37dp8gaZfs6vDBqQb78ayxReXFPlVKIqIAoFFwPtzHXA2nOe/H+f6GsbVPGGkaL4g0PQ7y68nVNbMy6fb+U7CcwxmSQbgCq4TB+YjPQZNfILeG9Z0v4X+BvC+teAzeaBaatr8aza94Q1HxPbadbxX8y2ELaTburOrwFPJuHysaR4UYlBNPwr8Lkj8M/s/at8Qvhrcav/Yt3rWm6lDN4UfUJ7GAtc/2ej2yJNIlum1NnLpHlDuwQxOYD7I8L+KD4o/tc/2Pq2kDT9Rm04f2tbeR9r8vb+/h5O+Fy3yvxnDcCjVfFB0vxRoOjDR9WvhqwnJ1C1td9pZeUm//AEmTP7vfnanB3HI6V8yeJPh/Ff8AhPxxB4kstXs0l+JN3q1lay+D73xFZajH5MQX7XYW6bri2YbyGyiiSONlclQDseDND13UNU+Bd2vgaHwlbaXNr8clvpOkPY2VvE1vIkFwbcrmzFwcSCCX51ZyrbmBNO4H09198/rx/Pn3pc4xzjn6dx9P8/p8S/s7/DXW9F8Z+Cp9eJ0Hxzp8tz/b93b/AA01SG61dmjlE8d5rxuHtbmJ32yq5+UtHDsVDhK1fhv8J4vhl8Afg14hXwNfWviHTtS02+8TfZNImuNaeNYp4f3kaq1xKITOgEQBMcYwqBVxSuB9iL0HfsOvoOOv+f5H3uM5PT1/z3/ya+PovAN58StX1qTVvBuuJ4f1r4rQak1rqVhNbtcaaNEij86VOGWBmQqyyBerRyqG3xjlviN4Xn8DWV74Yt/CdrN4R/4Wl9o0/wAHX1pcJpmpaeNISaSKG0treaWaH7WXl2Q28iLJGzOoCMVdwPurrz6j+eO/4/57nXHBx2yPce3+c/n8V+H/AIc+BZPgGdOsraPT5k8YT6pf6DpPgHUtVsYbti8q2GoaWLeK4mgjgmj2NMkHK27ptVUQz6jbaTO3wXtvGvwuW30GODXkl8MaB4dmNrJCstv5N0+kKplEUjbJvsrxyvE0isykoXVcwH2b3OOT+ff8fb/Jo45PUfX/AD/nNfG/gH4Ky+KPEXwptPFfgu7ufBdsPFs9ro2tWTvbafYS3ls+mW11E+VAESho7eYZTYAEDRDbWb4f3N1dT2jeBtYi+OEXjf7Zb+M/7FnWFNMF95iumqBfJFr/AGZ+4+yiQEkmPySxJLuB9o84OePX16Y/x/z1NoPDYwev0I57e5/TtzXxj/whdv4r+JXxe1/wt4G1DwN4/bTNU0PwpNB4RutMS4nKM02pz6h9nWF5Z5goiLykqiAgh5Wpvwj+G9laLqrGTVPB1rL4SudP1fT/AAn8LNZ8P3lxuEYEz3TyTpd3kBMnltGJJGMkpBdSaVxH2iM9/vd+MZ/zn+fvQ33T9PX2r418K+CbCT4V+PvC0vhZfDvhyS305U8TeFPhlf6Nc6nOrk/Z7rRzG895GpRTKy4ikjuZEHl4Y17R+zHDLY+EdYtR4M0jwjp8Gpv9jm0bw1L4ch1OPy4y1w2nTfvbdgxMR8wkt5W8HawFNMD2F/vHPPXgn0J49emfz9sCa3+9KG5/dtnpk8f/AK6h/hxyB068/r9P5Z71Nb9ZuMfu29Tjjp/n0p9AIc9M9M84+vP+fp0xkLzkdm6denX3+v5+3B3JPqTnvgDP9T37/TKHKqexGBweM9OPx/p9KYCr0HGOB256UZCnJ6d+fx/p/nmjoTgEAfl346en9PxXuD3pANXPQ/e4BPTnr/X1/nzyvhbx0fEnjHxjoP2H7L/wjtzbQC483d9o862jn3bdo2Y37ep6ZyOBXVLzgdcDHBz6cfln8x6mvkf43/Bf/hJrf9oPxIPCF1qvi2G3tp/Cl8LKSa4S5jsIWWXT+Dtl85FBeIbmMYUsdoUJgfXAzjAPH4+3v7fz9K81vPjjpOh+JPiBZ6/E2laT4Pi06WfUyzzmVbtWI/dJGWUKQBkbs7s8YIr5p/ak0XxN4o8ReMmsPAZm8SWENk2gaovgvUNav7tkVJTcWWprKtvphjcMDCFLM8TOBI0qqem+Pnws1DxpaftD+b4Qm8QC6tNCu9KR9NM5upYI5PNNqGX95Iq7lwmWy23OWxSuM+uunPH+cH/P/wCqjtx+H+fw/Q18X/FbwBZ6z440m6tfCNnD8K38NC00TStU+Fmp63Bp119qmNyF023eCSxldGgIleL5gp2suPm6iz+Atn431yzh8baVdfEOzs/hzZ2dvqniDSJ4FursSTje9tPkpdhHU4fM0fmN9wuxLuB9UN97B+bpx1PYev8An+SYA9Px7/p/nI9K8Z8K6F4l8TfsdaXompw3b+Lr/wACpZzwanmO4N69gEKzb+VfecNuwcg5xzXkniBtY+I2oQ3Wl+DfFlta2fwm1zR5ZdU0C6sib+QWJFqscqq7PiNiCFZH5EbOUcIXEfYJ+6fT+f8AnA/I1xupfET7D8XtD8Df2eHGqaJfawNQ8/Hl/Z57aER+WV+bd9pJ3BhjZ0OePnXXvgvrXgm+kg+F/hy58O6rq3wv1aC8vbOFojdawGtTam6uGPzXW6S52ySsXyXJOAcXfgj4L8P6X8fvCuq+Bvhprngfw1beCbzT7+e+0C40mB703GnsqPHKqM8+xG3TlD5oXiSTyiIy4z6YPjDSV8ZR+FzdsuutYHVEtfLf/j2EojMgfG3h2xjOe+MZrY6Yyf1+nv7fy9q+ePGXw/0Sz/a60DxTqHgdb573w61raa/D4ea+Ftqcd3EYpJp44n+zsIj8s0hUbQQGGMV5V+z58M/EGj+K/BsmrSL4d+INi90ut3sPw01WK51aVophMl7rpuHtbmJ3KzK5+UmOLYEOEpXA+v8Ax14l/wCEK8D+IfEP2T7d/ZOn3F/9m3bBN5UTPs3BTtztIzg49OKv6Hqf9taJp+oFPJN3bx3Bj3b9u9VbGeM/lXyV4D8G6bB8Gdd0z/hXXiG3+L3/AAiWq2fiHXJNDuYW1G9ZCspe8KhNR86bDxBGnwvICVPrXwXbwXeXEHg7wfdWFtrHwr1e21htPtJGbUNT/wBF+zi5fDNPdHzLraZC0rbpOTgincD6t17VDoeh6jqP2O61D7HbS3H2OxiMtxNsTdsiTPzOQMAdyfpTtD1M61o+n6h9iutNa8gjuPsV/GI7i3LqG8uVR911+6yg8EEV8tyfBoeBPEUSeE/CF1ptpq3wx1WDWnsrJ3N/qQNqYBdSEM0t0fMutpkLStmTrzjn/HXgmOz0P4e6hJ4Rk8YeLNM8G6bYr4P8T/D++1rT3lRFYRwXYTydNuXbdHJJKzqAsJdFEeSrgfaBx1/rnt/n/PTlvh744/4Tyz1ub7D9gGm61faRt83zPM+zSmPzPujG7AO3HGep5NeHzeHdMPxu8VXnj/wDrXiTXrzUNMn8J6rZaPPeJYWgiiUxQX8Y8uxaO5S4kkLSQ71cNlgwFc7qHwXNnazeL7Pwhdf8J0vxVhuIdVWzka/i0x9WRZTE5G6O1a3kmLBdsbB3c5yWp3A+vDk57n06+vv6n+XrR904Bz+np+OOlfEmn/DTX2+LV/ceIH/sfxd/wmjahY+JYvhrqmqag1mblWt401uCf7PFbNbEQPG6okaGQOn8R+2s/Lkcdx+v/wBf/OaaYhcfLjt/9b/6/wDnrRz9Pz/w+vT0o4Xrxz6eh/8A1fr70YwBkAfX/P8AnA9aADYG5Iyf98D+lFLvkXAVGK9iCf6UUDPij9tb/kud3/142/8A6Ca8Hr3j9tb/AJLnd/8AXjb/APoJrwev2HK/9xo/4V+R8Bjf95qerPefhb4u8PaP8C9W0zxVa+LotIuddWSPUvDghjRJhCuIy7uMsVBJUqRgKRg815H44utEvPE95N4dl1afSG2eTJrjI12cIobeU+X72cY7Yr2z4CXPiS1+EfieW30zwff+HILqW5aHxNayXEl1dRWxl8qNAwXiOMtk9MnrzjzP456PqGg/FDV7LVLHQ9NvY1gL23hyForFA0KMvlqwBGQQT/tFq5sLKKxtWC31e/p07mtZN4eEunp69TgqKKK9480K7r4F5/4XJ4Lxwf7Vt/8A0MVwtd18C/8Aksngv/sK2/8A6GK5cV/u9T0f5G1H+LH1R+inUcDAP/1/b/PNGSc45P5/5/8A1etHOc9T79c/48fzoHbuB6/5/wA4NfiZ+igMbhznBHT06/4fmPUYVfu9u3fPTH+H+elJ2APoBgnP8OMf+henT6071JPvTATgEZ7beoz3/rgY9wOvSvGvjp8WtV8A+LPA+gWWr+H/AAlbeInu0fxN4otZLmyjmhjQxWiqs8A86YuxUtKOIWAVyRt9lXrxzjr19QP5j+dcB8VdK8Wa1p7adougeEvFmiX1pLbahpPiq6mtUckLtfckFwsiY3ZiaNeoIfjFJgYcPx6XTfjHpXw11jRNQ/tm40VNRn1HS9Nv7izW4MqoY1cW4XycEnz2cKpGxtrdNDwh+0V4B8eWum3Wh6teXtjqlxHZWOoNpF7FaXU8kbsI453hEbsoikDgN+7ZSr7W+U8T8OvgL4o+EniX4ey6VeaX4i0zRvCn/CK6m+oXU9nNGouI5kmt1EcwcKFdBFI6YVU+frUuj/BHxV4Z+BXwu8PWM+j33izwPc2d2I7m5nisLxolkjkj85YmkjBjmcq/lH5lAK4JNLUZ0Xjj4tRN4i8O6f4c1ba9t4zh8P68jW2Nm6xluTDmRcHKmB9yH1GfvCsrU/2svCkPibwTYaTZax4h0nxNLexR6xpei6jcQqLdGO+Hy7ZhcIzAjfGxAT95kpg1x2s/sq658R9H8QWHjm40l7LxF41XxJqFpo15dRLHZHS0tGt45dis8gZCu7CLIo3MqBjEvRH4X/E+3n+G+pXF14Z8R614Lv762MlxczWC6lp01s0EUz+XbSCG5Vdm6NVaNtpIZM7VWoHp118WvCtjpMupz6qUs49aXw88n2aXi/a4W3WHAXPMzBd33ec5wM1D4R+MXhTx14k1bQ9AvrvUr7SZ7i1v5ItMultbaeGQxywSXBjEKyg/8s9+5lIdQUYE+VeIPgf4/wBQnudBsJvDaeFf+E5tfGMeoT3Vyb541v4buW1MCwhEYOsgWYStu2opjXeZE9N+DngHUPh7o/iG01Ge2nk1DxLq2swm0d2VIbq7eaNW3KMOFfDADAIOC3WnqI73B6c+nf3H+P6Cj8c/j/nv/nrR93HAHPt/n0/z1M9wc/8A6j/n/GmAdsYI/wA4/wA/T60FdwI28n198jHT3P5e1GO2M/h+X9Pz96G4B4zwcdyeCMevcfmPwAFX5iCOdxz9ef8A657+nrmhW3KD1zzxQynJzyehz/8AqH+1+dLQAUUUUAJz6/lx2Pv9P89Jbf8A5af7hH6dBx+H/wCrAibkYxu9sdfapbb+M5DHY3/AuPcc8Afp1oY0Q8d+nfHGev8AQ/l+ir+vU8YpOe3XGcjOen+T+XoMr3Pp/kfyxTELR6d+RRSMQBycCkAnp7AjOee3v9CP8ep056f/AKvce/5Gj+I9j+HHJH+Pp19uPPfGPx+8DeAtaudL1vV57a4sxC9/PBpt1c2unLMSImvLmKJobVWznM7oNpySBzQB6DtHTb+g44PB/IfkaUdV6deMn6cdfp+Z9K828U/tFfD/AMG67qGj6prcsd7pnl/2gbfTbq5h0+ORVaOW6miiaO3iYSKRLKyocP8ANlH28/N+0db6h4y+JXhHT9NvbDU/C+ni5ttW1HSdRbT5Ha3llLTOkAEcalBghz5wJ8vceCXQHtC4GDwemM/h6c//AKjR90e+Pb0/z/k14/cftO+CfCeh6R/wlGtl9am8OW3iO7j0PR7+7QWboxe6VI4XkS3DI+Wkx5a7PM2llz0Xhf4+eA/GF5f22meIEP2KxbVGurm2ntbWazVtrXUE8qJFcQq3WWJnQfLkjIyXQHfkHp0x34/w6e3v9aCN38Jx6Hr34/QflXlV98dNB8R+FvF6eG7zUbPXtM0O41SCLVNFu7B2jCPsnhW6gQTxh1XLIHXlc/eGer+FuuXniH4WeEdZ1KY3F/faLZ3d1MI1UvI9vGzttQY5Zs4A+gHFAHVBemOPVuffnp+P4Udwcc9en5fzH5V5jYftI+AtQvNWtGvNX0270mO1nvLbV/DupafJClzP5EDbLi3QkPIdgIB+6TwFNdpaeMdI1DxZqvhmC7365plrb313amNx5cM5lWF9xG1txhk4UkjZkgZBouBs7eQAfYdP89v85peD6Y9OMdvf/P8ALzPx1+0d4C+HetX2la1qGpNeWL28V4NM0G/1GK2kuCBbxSyW0EiRySZXbGxDHemFwRm54o+PXgnwfrc2lapql3FdW6QyX0lvpV5cW+mrMT5TXk8UTR2gOc/v2TC5Y8ckuB34AVfQdentn+g/Oua8cfDjQfiHb2EWtwXRksJ2uLS607ULnT7q3kKGNmjnt3jkUMjOrAOAwOGBqjc/F/wzB4zk8KxNquo6vFLFBcf2Vol7e21rJIA6pcXMELQwnaysRI64VlY4VlNcj4B/aa8O+MYfG01/Y6r4dtfDGpTWM1zqGlXsMUyIY1Qq0lug852lCi2XdLnGAdwo0A9A8E/D/QvhzpNxY6DZSW0VxcyXlzPdXc13c3Vw2A0k1xO7yzPgIu52YhUVRhQALt94X0vUfEGma5cWok1PS454bS4EjDy1m2CRdoba27y05IJGDjvnyD4rfHu3ufgr461vwTqF7pviHQRbrJDqmjT2N3atLJGVZrW8hRtjozbXKbTtOCCpxvaH+0Po2rfFbxv4Mu9O1PSk8MxxSyaxd6deR2bRtFJLK0szwCKBVCHazSFZBkqSAaV0B6sOmD+nTpj/AOsTSdgT35yeOcf/AKvzrzvQf2g/A3iK11O5ttSvreKw0xtakOpaNfWJmsRy1zAJ4UNxEBjLQ7x8yc/Ou614C+OPgz4l6rJp3h7Vbi5uvsg1CL7Tp1zaJdWpfaLi3kmiRbmLdgeZCXX5k55GXcDuvQjBPYD8OMfif8ilA6D+E8A9B1x/j6d/xD0547f55+o/H6UnHPb1x/L+f86YB/CCenGf0P8AnjtS8r2yRz3zn/8AWP8A63aj7vtjv6f5/wAR2o46Hp05z34I/p+P0oAOMEE5GCTz25zn2wffqO/Wa3yfMzyTG3b2/wAf6fjD83ctnPrjkg/l36f3vQCprXG6TJH+rbPGPX24/wDr+1IZC3Oeh5OO/OPx9T/nq7+I+v69/wD69NP3j2JHPr1P1/yD2Jp1MQmBxxS5opOV6dcevGcD1+n6/WkA08jJOR/9j/8AX/z/ABL1zjkc9v8A63+cihQMjb+Bz7jH8h+Q7mvnH4qfG7x14T134r3ulX3hS08PfD/TbLUnsdY06drjUhJA8rwi6W6VYWby9iHyZBudcg9KGwPo49c/MfTH0459sfz6UhBXoNvXIwcHH8+n6V53Z/HzwbdeILrQJL65g1vT4Y5tVtzp9y8WlK9qtyrXdwIzFAnlNkPIyqxR1BLIwHPa9+0V4b8ReA/Gb+EtVu7bxFY+G7rW7CPUtIubF5ohE5jurdLqFBcxBtuXjDoNyZOGUEuB7K2OR06jg5/+t3P1owOeB1PT0/D8fyrxbTf2htD8WfDvVv7C1u4Pim18MzaxBJcabPbJdbITm6tWliEdzEJSPnh8xBuXJw65uaL8ftB8PfD/AMEz+KNQv73X9T8O2usXMOkaNdajMIzDG0lzJDZxSeVFvZhuYKmcgdCAXA9e9vwx/n6n8vrSbQewBIz0H+R1/wA4rzHxd+0t8OfBUywajr8s8jaOniALpWm3epf8S19+LzNtE48keUd0n3UypYruTOh4Z+PfgPxhfX9tpniBG+xWR1Rri6t57W2lsgxU3cE8qLHcQKRzLCzIM8kZGS4HfZ5J69xwAfw9OD/nFLt28D0PIHXr7Zxj/Ppw/gX40eE/iPfvY6Ld332r7It/FFqek3mnm5tidont/tMSefHkqC8W5RvTJG5c63jj4gaH8O9Pt7zW7idBdXC2ttbWVlPe3V1MQW8uK3gR5ZG2o7EKhwqMxwASADogMdB0746dT/nmjGMHoM4zx2wK4XVvjV4W0LRtF1G9bWIX1l5I9P0weH9QbVLgx5LlbAQfaQFCZLGMABlJOGBPAat+0toXh34og3Wt3Vx4SvPCdvrNlDpekXF9MW+0T+dcGO3heZUSNEDlhtjO0NtYjKugPeOdudvUccfUf4/lSsOuRnHrz0z7e3+e3mvib9oz4feEprOG81ma6mvNMTWreHR9LvNSeWxYMftQW2ikJiGz5n+6uU3Y3rmz4l+PHgjwvHpzz6ndaj/aOn/2tbpoWl3erSGywMXLJaxSskJ3DEjBVJBAJxw7oD0EqATx045/D/6/+egB8vqPYH2J/r+deGeNfitq0fj7V4dA1qKbQG+HF34jsHt0ilje4EyiKdH2ncNhGACykYytdt4R8eND8FvC3ivXhqGo3F1o9jdXbaXpc17cSyywxlmW3tY3dvnck7EIUZPAFFwO89yAT65Hvn9T/nrS4Abpxx6ev4/X/wCtXCeCfjj4M+IjaYuhalcTyalLew2sNxpt3aSO9o6pcoVmiRkKMyrhgOc4yQ2Oh8I+MtH8daOdT0O9F7YrdXFkZfLeP99BO0Ey7XCn5ZI2GcYO3IJBzQBtc+hzgHp9P8/l9aAPTPXg8+3t9KAOmB7jjP8AT3FGPQfTj/63PagA9Og7+nb/APX+HrxRwox0/n6e3+frR6dxnH+ffp+lH48fX/8AX6UAOXdj/VMx7kAf1FFRPHlj93/voD9KKYHxZ+2t/wAlzu/+vG3/APQTXg9e8ftrf8lzu/8Arxt//QTXg9fsGV/7jR/wr8j4HG/7zU9WfTXwU0P4oeCfhtJqdh4QsfE2haleCS30nUIHecM9uVN1GAAPLeNzGSW5zgDBOfKP2govEEPxg8RL4pns7jXDJG07aeW8gAxIUVN3ICoVGDzx1PU+hfCq6a4+C+p6p4n8feI9L8O6fqsVrFYaGA80bmIbWZz8yRkHaFyFyp6nArxnx3JpE3iy/k0LUNQ1TTJGV47zVQBcysVBcvjvv3c+mK48HGTxtWckr6q6i/Lq9PW2/wAjfESX1eEVfpu159DAooor6E8sK7r4F8/GTwWP+orb/wDoYrha7r4F/wDJZPBf/YVt/wD0MVy4r/d6no/yNqP8WPqj9FMe3H5f09/1HpR1Ix1z6e3b8T+v5H4e2Mc/5/8Ar/gbd388kce5/wDHgf8A6xOPxQ/RRVzgDoMDgZA6D/6368DnK0fgR35B780frSAb94jIPbr27fr/AE9waOuB/wDX6/8A6/T+dBA4Bx1I6djkd/wPTv6E0E5Bye3P+eP8gUAH8h9P/wBXb8ce9HJ7nH149CP6fiKP7369/b/P4UHue/8A+v8Az1/+sAJ/I47Adv8A64/yKU+meenT6jv07fSj7x45yf5n/wCsO3f6UHJX8P6f/W/QfWgAx0yMd8kewx2/zn8aT+HPt/Q/5/D8ndG9Of6imhd3vkY/QD+v+eKAHdPbn6d/8j86T0659/xz/I/nQO2OCcf4jp/n9KOAAM4HX+v+foKADb2/A/5x7H/PU42nPTHPoBxnj6ZP4+h5Mex9OR9fb/OPpRn5s9CDn1xx9f8AaHT0OOuKAFH69T6e/wCv8h+K01f5cdc855z+OfzNOoAKKKKAEPX3xj3/AA/HH5D61La4PnYxjY3/AKCO+Pp+Y+giLY5OAOvP4H/H8j17y2p+aQ5P3CMk+31+vf8AxIxoi6sOOM9/97PT8/y68ZAv3RwRx3HsKRcDn/PGPb2x+XsAoG3AI56Hj/Pp/KgQtH+eKKKAG+mSenpjtjI9PvH9Px+ffGHwW8dXM/xU0LQJvD0vhX4jyebd6jqVzcR32kNNaRWd15dukTx3Q8qFHTMsBDsQxYAE/QQ6jBy3ftyMe/qD+XXgUDHynr74z6dv89aNwPlHVPAfjXxP4g+OHgXwq+gjQtXt7HRLvUNYup47qwR9KhheeNI4nS5Pls2IyYcMo/eEPhe8uPg34n03xd8Q00saLceGfFnh+20xZ7u9mhvLK4t7We3XMQgkSWN98ZLGRWXD/K3Gfcdxxyc4H94e/v8A5/Gl6dsgf59Pbp7/AJqwHgui/AXxBp/9oeZe6a32j4a2Hgxdkkv/AB+Qi5DyN8hxDmdNrctwfkHGVb4G+MrWXwhd6N4gsNF1bQvh5deFY9SVWmMOoy/YjDOiMm14la1c/Ocn5fl67feffrjucHn8fcH/ADmk4A6jn/8AV7e/1p2A+XPB/wCzb42tfEmsaxrE9ham88F3vhpbebxfq3iB2uZniYXBlvox5UbbGzHGnGAfn3YT3/4f+H7zwf8ADjw1odw0FxqGl6Ta2MjRs3lPJFAqMQSM7cqcHGcds10ue+ce4P8A9fr/AICj/P6f/r/Ki1gPmbw/8D/iTefDfxtpHie18KReLteu49bm8Q2Ws3V0l9qEM8clvDJC9nEYbVI4EhUI8jIq5AZiSfQ/hn4F8Y2HxW8ZeN/Fg0OzbXtM0yxg0vRrqe6FqbWS7L75pYovN3faFYMI0Iyy7fk3yercjtgd/UdM9vY/kaB7jHrx/wDW+tKwHwX8TfFtt4Y+NHxOuLvVo7rTm8Q6fdXHw/uPElvpuo61Nb21n5H2PTxZTXF0WdI9rJc24mddjIFUlvXfH37Nesav478b6ta6bB4o0PxeYZ7zTb3x5rXhtYWFqltLC8NjHLDcI6RIdzqrDcyneNuPpcMwwqliSMAKfw9frSHhcgfQ9Py/T/61HKB4R4n+Dviq8+JVprHhmw0vwdFHdWRuPEVj4p1B7i9tYAoeO50r7OLW5do90AlllZ1UowfKKorXnwl+Jen6P8U9H8O6po+lw+ItbfXNM1aHUrmG6Kym38+ylVLc/ZwyRToLmGR3XerKgYZH0DwM4I69ge3Tt/n2o9B9706Z6j29Mf5zTsB8pxfsueMbnw38Wra4n0uwuvGNrpcFja3HiTU9b+yG0lkZxLeXkfnOGDgrtVQCSuBt3t3XjD4IeIPFXjD4rW5n0xfCHxD0KLTbi/NxKt/p00dvPDuW38oxzK3mI24zIwwwwcCvcuxAII6Hrzx/9bP86CDu7A57jnr7/wCeKVkB8y6D+zl4ik0bWbbWNF0+DWZPDF9ollrknxC13WgJbiNI3/0S8h2QRuUDNtZ2Xy1ADdR6Xp/wv1S1+K3gnxO9xaGy0Pwnd6Dcx73817iWaydWQbQPLAtZMlmB5XjqV9PGOMDjPHfHI9B9KB2yeOv6D/Af56FgBeBx0/8Arf8A6/yo9e5//X7/AOc/SjuCf8859fY/5zR0X/6/p+Pt/nimAe/9M+v+fTijkL6f5/z+DfjR1PXn179evH4fr60YzjAxn8P89fpkD2pgHA7ZA47ehAHA/wBkjHqfwqa2+XzOc4jb8eD2P5/j3zUHDdCG3AYIA5B5/D6egXrgirFr1fJ4KMevbnn+v4/mnsMgK9V7eh57EZ79gPzHrgu7njHNNUZ6j0yP5+uPT8W9zSr09/pigQtHcHvRRQA3jIHbHrz1/wDrL1ryLT/2f9EvPjh4r8feI/D/AId1ue8/st9Eu7yyjuLzTntkYO6vJH+6O8oylGJ4BJBAFeu9MDOMD1P+z6n6f56nt09vTj/P+RQB4pr3wCvPF1l8dtNv9St7Gx+IapFZ3FsrSy2ijTYLVmkQhQSHjYhVblerLnjI134P/EL4oNNfeMR4Z0bUrHwtqmgafb6Hf3N3Dd3N9HGktxM81vG0Ua+Qm2NVlb5mJc7QG+geoOD1GPTP+eKXjJAx64XPTj+mf1pWA+eP+FK/ELxbeWc/iu48NWh0LwlqXhzTW0e5uJUv5ruOGM3M6ywKbZFW3j/dK0/Ln5/lG7K1T9mfxLY6p4Y1nTmh1m6tvCWn+G9Rso/Ger+GkEloGKzRz2KM0yt5ko2TICNqsCMstfTgHI6Agjt0PHXP8unWkXnBA7f0HOceoz+FFhng2j/s+3+iz6yNOg0vRNNvPh7beErXS49QubsWlxG90xHnSx7pIV+0KBIw3naTsXiqeufsz6n4q03w7pd/qdnaWNt8Nr/wTfT2++SQXFwtmomiUqA0ai2k6srHKgDk7fobPvgZz1x6/wCf84o5DKep4HP4f54/pRZCPCfgx8F9Z8I+LLDV/EmhWov9O02Szt9Xj+IOua45ZzD5ipZ3sYjgSTy1YlZGK7EUbvvDt/jN4PvPG/hu0sLHw3pfiOaG8juo/wC0tfu9EktGQHZPb3VrBNNHKM7coUJV2G7BKt33oOv9OB6fQ/56BG7PH+cHP+f8h2A+ftJ+EPxH8LzeBfEsOo6T4r8U6HbapplzYa5qtzHD9hu5Y5Y40vhbyyyyweRbx+dJDumUOz7T17Sw8A+JrjxrqPiTWbvS3u7/AMKQaNPHZeaEW6WaaRiocH90BKFDE7jgnYtenH73HX+uTR/kdwOSfT/ODRYDw74S/AvXvAGn6Lbahd6dI1l8P9O8JSm3klIN5b7/ADHG5BmL94ME/N1+Ra4HTv2VPFPhiz8E3do1rrWoaf4M03wvqdnB4z1fw1EJbMMVminsYy06EyyLsljBGFYEbitfV+0dMY9sc9D/AJ+v4UfQ4+g/HP8AX8BSsB4La/s+3thMi6Xb6XoemL8PJvCMOmJqNxeLbXDyB1UTSRb5IEGVEjjecD5B0ro9f8D+O9P/AGdLHwf4M1DTLPxpb6NZ6Umo3VxLDBEUjjinkjkEUjB9ok8tihw20leMV6vyD6c5x/Tr+HPvRxwTwO+Rn09fp+vvTsB4Np/wu8Z+HNP+HV54c8M+E9JvfCEV3pUXh3/hILt7J7GaKNRILz7CJBMHiUlWgYMHYl91dt8A/h7rHww+HMeha9e2eoaodT1O+luNOSRIWF1fz3K7Uclk+WcDblsEEZf7x9DwfTnOTuUdfx/HP0pP4fw/z/n3NFgF428/4ds/1/z3Oxzx6/1/r/Kl5GcZznsPc/5/Afgn6D/P07fz+tAB+h/yPTn/AD7UdTgf4+g/pSdfr/8AW/xP+ezs5Yd+fX3/APr/AOeaAI2RWOS23joc/wCFFO3JxlecehP9aKYHxV+2t/yXO7/68bf/ANBNeD17x+2t/wAlzu/+vG3/APQTXg9fsGV/7jR/wr8j4HG/7zU9WfT3w/8AGHhT4Y6PLp/hv45XemWs8v2iWL/hEfNLSbQpOXVj0UcZxx714p8YNeXxN8Q9U1JPEbeLFmEWNXexFmZ8RIv+qAG3bjb052571xlFXQwMKFV1uZuT3uo/mop/iTUxEqkFTtZLzf6toKKKK9I5ArufgX/yWTwZ/wBhW3/9DFcNXc/Av/ksngzP/QVt/wD0MVy4r/d6no/yNqP8WPqj9FfvdBwe34/T3/z0o68hQTj04Pft25P8vTLZFZoX2tscg7XwDg44OD9Bx7/n+cX7If7HPx6+FP7XF/4z8Zaop8P/AOlf2jqy6qtx/b4kjdUHlh/MGHZJP3qpt2cc4r8SbP0U/SDG04B/Pr9f5n3zS0i/5Pr7/wA/88BaYDWPXkdO5wOcj146Hn/69Y+q+MNJ0TxDoeh3t20Gqa2066fD5LnzjCnmSjcBtXao3fMRnoMnNbH3e/OOP09/YfmOvfx34pLt/aC+CAA/5ba2OP8AsHnH+ffv1oA9i/l+J9f8Mf54OnJ59+P8+v8AkV8hfCqTWND/AOGffET+LfE2ral4vur2y1gatrU9zbTxDT7qeNRbs/lRvG9tHiRVEhBbeXLEmH4bz6/4fs/gJ4kh8VeJNa1vxbNfWWqQ6zrU9za3MY066nhQW7uIYyj20QEiqshBbeXLElXGfYfPfr75/wAP84NHTHb2P+fp27V8XfC/xV/wld38LF0jx34h1b4lavJPD8QdBbW7hzpsLW032wy2LPs054LsQxxMiQt0A8zcc6fg34ieK7iK70nVNS8RXFx8IdC1JfEQ0tjJf6rf4khsH2tlJ3a2ikudsoZN8sLMpIFHMB9c3d1Bp9pNc3U8dvbW8bSSzTOFSNVGWZmJAUAAkk4wM+lYFx8RPDkOseGdLOqxTXniaKafR/JVpY7yOOLzXdZFBQDYwYEsA2eM18aeCPFk3xG1jxp4X07WDq+iar8PLy/kt9B+IWp+Js30csewC4eOM2822YiS3gJDK6blAKA9r8I/Etlb6P8As8W3gXxPdazp95YX41CAa/cX8T3sekRt9nl8yZ9vlyYxCWAjJ+VVpcwWPrruBng/1/yO38sUZ7/56f5/Ovjb4QeNn1vWfhHcaN421vXfiXqFxKPiB4butWnuEsYjbym7FxpzsY9PMN2sMUexIWIIUbwxza+GFxq/h+P9n/xNN4x8TajfeLbm+s9afWNbmubWWEafdToBbu3kxtE1tHiRUDkFt5csSXcD6/VeQO2QORx1xzj8Prj64FycHnGMjP4H8/8A65+nxz8J77/hMpPE/gbTPHR8X+KNQ8P3ph8e+EfH19qdvDKJFEc1xZmTyNMmdmiaOODepEcyKyquDRuv2gPE11oa/EO0ub9I9ZsP+EHstI3ukEOvm0ikikVM7FcXbXNszYYkxoMkJgFwPpTxl8dPCvgvTvGdzPLd39x4QW1bVrGztm82IXGDCFMmxHyGz8rYA646Vu6H4+sNe8ceKPC0EF1HqHh1bRrqWVVET/aEZ08shiTgIc5A5Ixmvlb4rR6lovgP49+F73XdU1y10LR/DFrbvqd5LcNuKjzZfnZsPIyhnbqxwSTxWr8Xta8SeHfEH7Rl/wCFXmg1SNPDKyz27PG8NowZbqUOscjR7YTK3mKjsgBYAkUrhY+uaK+d/wBl3XZ9W8Q+LFsfGPhjxB4bWC1ePTdD+IF14wnsbktIJHa4uYlljjkRUxGWZd0blcbmr6I5HBH+f85/T1qlqIafl/i28Yzk8fr6D9D61Pb/AHpc5U7GyM9Ov9T6+mOtQ7uuD2/xx3Hcfzqa0+8+BxtI44/DPBz1/M9+AMaIRzg4PPsfb/P4dsYpF+UdAB06Y9Pb3x+H1oXsehxzgcDjPHtx19h9AoG30HsBxTELSH36d89KWikA3Pqe3POT0APf2P45GfUzn3/X3/of8mlyeOcn9c4Az1/zkeppPx/XP+P+QKYB7E59f5f4/lRz16H+XX2+v5H2oI9eOO/br/n8KO/90/y5/wA/lSAOmSBj/I/+tRyOn8/y7/T86PTse2eP89v85oXtzx2P+fw/z0AD6E5Pp1//AF85ox6D6cf59vz96Bz07+3/AOv1H5UY9B9M4/z/APqNABj0GfTj/wCt9Pz96MYyR+eP1/l/k0DHBHQd8f59PyHvR931XH+f8+4+lAB2PpjBGeP0+lA+U8cEe+Oh/wAf8+p7+gPuP89Py96M457Dn/P6fpQAn3ePTj/P+e59KU9xnnof8/l/kUdMgc44x+fv7fqaOuB6nH/6vzoAPvEe/wDXH/1u38qP4f8APpn/AD+H4m7d369ef/r+5/zmjB545xj8f85/z1AA9/x/TP8AgKDgZ9B/n/P40dc9OufX1/z/APro9se3vz/n/OTQAcjP8+n+e3fv70dP5fzH9aPc8E9T+Pr+dHscA55pgByexz1wc+p/r/Sj7vPpkjr9PT0P19OpFGOOmP8AP0+n5e9Hrgdj9Mc/5/8A14KAX+LBPI4zwfTP/wBcf1IqW1/5agcZjPbJ6f4k/mMVE3f06enHI/rnj0OKmteWl442twPp35x1z+vvQwRADu+YcjO7dj6e3oP5dMjCr90DjjjjpSdcngnA659M+nsPz6erqACg+wzRSE7ecZxzQAnHQHPBxyT2PT8Nv5+/PzD4o8XQeDfiH8f5nW+e61GLw7o1jHpdyttcvd3cUlvAI5m+WE+ZKn705Cfe5xg/T33eM5C+5PY//E/r9c+a+KvgD4b8X3HjKa/n1RLjxMbCSaa1uRDJYz2WTaz2rKuY5UcB8sXBZRkbcqRgeXaP8Vta+C1r8R7PxPpGrap4l022sNcW3l8Svq1h9hlC2gmW4a0ikt4Y3t5prjMDbR5kq7wxUdD4g/aktvCvwy0bxRqcngm5l13Wf7H0250vxis+h7tru0k+pPbRiJVEM2QsbnKqo3M+F7DTPgq+k/23fx+OvFE3izVkgt5/Fc66e9/FbQlmjt4o/sn2ZI9zSsR5G4mRmLE7SufH+zdoi6bc+br+vS+JrjW08QnxX5ltHqKXyQi3WVUS3W2AEC+UUMGxlY7wxyanUDktH/a0PibwzDN4f0LR/FPiE+JU8MSW2h+JI7nTDLJbtcRTxX3lDfDs278xq6kSqEZkAf0v4TfEm8+IEPiW11bR4dD1/wAOavJo+o2tpem8g8wRRTJJFM0cTMrRTxH5o0IbcuOMkg+FLXkGhrr3i7xB4rudG1hNatbvUlso5Q6wvEIiLa1hUx4kY9A5Zh8+AANbwh4B0/wXqvirULKa5mn8R6p/a94s7qVSb7PDb7YwFGE2WyHB3HLHnGAHqB03Tnp09fX/AOse/pSdFx/noR/n/Ipeh5/H39f8+x9aM45z39fpnv7fy9qYB1Yc/jnpz+nX/OKOuOPf+X/6qB29v8/4/lRj8v8AI9/8kUAHYDqP0/l9Pzo4znPvn/P4/wCcUemP0A/znr+dGcc9B7H/AOv/AJwKADp2wOuP5/5/wowB1/l9Pb2NH3eMd+n04/z9frR1XA57D3/zgfl+YAdMDp+n1/z7e1HbOcfQf59/z/I/A4PYf/q9/wDPFHRs575z68j3/wA4oABxg/5/l7fofWj2wTj2+n/1vz9qB6kZGPT2/wD1/kaGHr/Lpx/nt2oAMD/P0/z+Ao/x/wA/z/X6UN6dP6f5/qaM9D0z+H+ev6mgBV6jk/55z/Pv3NNHQfhxn6e/+f5KMdc575/L/P40c8jOD7n/AOv7/wCeaAJIwWXIZ/8AgJOP5UUwMncjP0z/AEP86KBnxR+2t/yXO7/68bf/ANBNeD17x+2t/wAlzu/+vG3/APQTXg9fsOV/7jR/wr8j4DG/7zU9WFFFFeqcQUUUUAFd18C8/wDC5PBeOD/atv8A+hiuFruvgX/yWTwX/wBhW3/9DFcuK/3ep6P8jaj/ABY+qP0UHqBgk8AfmB/n/CjOOAenTn/D6fr+NGCOCMHvkfnn8QaGO3JOQOp/+v8Al6dvavxM/RRf4jwDz/h/Qfy9eFpvK59QMfz9umR/k9XUAIxxnPT+ff19Afz+tC8cdR3Hr/n+hPGaQ55GeSPT/wCvz1H6+tUW17TF1yPRjqNqusSW7Xiae06faGgD7TKI87igYqpYDGTjOTywLwY5zuOe7ZI9P8DQcqp5PTkE57YHX8f881x2u/Gj4f8AhfT7a/1nx14a0ixup5raC6v9Yt4Y5ZYX2TRqzPhmRtyso5UggjPFXtc+JPhLwtqFpYaz4p0XSL+6aGO3tb7UIYZZmmLrCqozAsXaOQKACWKOBnBwgOkZixKlmIz0zn2/r/OgMcqSW9sE8dOR+AH+NeV/A/46aL8UPDehwXXiDQf+E4udPW+vfD9jeILm3U4+b7OZGkVcNGcnsw9RnrtI+J3g7xB4ovvDOleLNC1LxHYB2u9GtNShlu7cKyq3mQq25NrMqnI4J+lAHS7i4C7mb/ZznJ7d/U0u5m5JJY+556f1rlND+K3gnxVrzaFo3jHQNX1oQC6OnWOqQz3IhIVhKYkctsw6ndjHzj2rivEX7QWit8UPA/hDwr4g8O69c6jrdzpWuWlrepc3OniOxu5wrLHJmJ/NtthEgPG8AZwQXA9gJLLgszL2yeOmB/n60ZO4tkjPJPPPIPP/AOv/AOvzGj/E7wd4g8UX/hrSvFuh6l4ksA5u9Is9RhlvLcIQrGSFW3ptYqDkcEj1GWaD8VvBPijxA2haL4w8P6vrSwC5Om2GpwT3IhIXEhjRi2wh0+bphhz8woA6lmLYBOfTcc9/r/nP0pdzdQSDjryT0/z+tJuPYkn88/5z+po4HPbr/nj2H6+9AASecEgDI4PIHHoff9R14yctxk49j09h/ntRg4Ix+mPX9MA+vU9f4gnqevX+fP8An6+9MBdxZgTlu/zfgf8AH/PFIoCgDHI4/U/5/H3zRj5sAbsdB+X+fwHvSj2Yc9+vXoevuOPY9etABu6HsPpz39fQfr7GpbfP73PzHy29u319h19PbiHduXOcAjPsM++fcH8DU1r1k4IOwnB4/hH0+n+cBPYCLo30J7e4/wD1/XHvQvHHp75/z/8AWpAOTx+OPy/HAz+Xth3TgUAFHcfWiigBBxjPQEA/16+38z9aac7QD1wPvfQep9z19ad7DOex/P39T+o+oRe2OPTjHp9P8/kGAdMnt/8ArPp6f57UdMDP9P8AP/1zQPujHXt+X+P8qOi8dP06f5/A0gDdtAPtn09/8P8AIo24yPwz+n+frRn3z/k+/wDnJo+7jPHYe3NABz15J+nr+H0/P3oxz+P9R7fT8/zPfHvx/n2/z1o29iM9v5+3sf8AIoAOuO/6/wCf/rH1oz07DH+e/wBfz96OME/0A/z3/wAijnt+n+R6fyoAO3PUjHP0H+f88rznPPX3/wA9/wDPdM88H16fif8AD0ox7YHXp/n1/wA5oAPXnj/9fv6f0o/T8Px/r/Oj2JwT7/8A1/c/5NHXnGP8/T3/AE/IAOd3T8Dz6f5/zijbkAY/Q+3t9P8AOKDj2Hb+n9aBhucf/W5z/n6fmAHXJ+vXn/P/ANY0Y/D/ADj/AOt+H0pO3rx7eh/z/nhx4bAx16fj/kdO5oAQH3/zx7+n+etGdvtjtn9P1/zzRyffnjP+f8etGew9MD/Pfr/nJoAO4AwD0z6Hn/8AX9AfxOu0jIyeMjnrn8xxxjt7cGdp9gckcZ42n8eg/wC+hQF2jGMjGD3zjj054H8vbAAfw+ncY+mPb6fgPrU1v83mnr+7Yd/T/HP5e2BEflH05J/r/M/gfUVNag+ZLwW+Vh83P4foP1+lAIgb7zY5xnoB7n378/iv4u6ZFNXDKD94Y69eMf8A6/zP4uoAKQ/r+NLR/jmgBp+9xgnsM/h79iOf9rPHOTA+o+nb/wDUaXJHqMc4zn9B35P+cEJ904/l3xz/AJ+tMA6dR6D07fr0/T3zSckYH0z+A6/l1/yF+6OOMfh+P54/L8wdePwPXH+fr2oACA2eOuev+P5/r7UH5s+nvk/56n8qB2P+e3+f8mjr7j/P17ZP/wCqgAb/ACD+P/6v8ij26kn8+Mf4+v8AiHpn/wDV0+v+c/Sj6889+/Uf5/pSAM556n/6xP8An/OD149v6Y/T/PNH15/DPr/hmjpg9P8A9f19v5UAH6k46jk8j/PfrRnvn6H+X9O/p6UD0wP6d/8AP4fkZ4zyf8g//XoAM4BI4H+T/QUHv3Pf9f8ACjlc8c/Q+/8Ah/nsHrj/ADxn2/zigAxjPH6fX29qD8uR+GM+3+f89DA9v859v84+lLnnJyO/8v8AD/PYAT9T69/8/wCIo+nT9Ov/ANY0dOuPx6dv8/Q0L2xz/kf/AFv1oAPXt6/r/T/PqcjPb6Y7jH+frR6gfz49PX/OT7Un8JOegJ5OO319v5/WmAvqffn+Y/n0/wBr8z6evHPv9fYf55peenqSvXH+eoH5dP4Uz37np29Mfz/zjNADG2Z5J6f3f/r0Uu5Bxgn6ECigD4r/AG1v+S53f/Xjb/8AoJrweveP21v+S53f/Xjb/wDoJrwev2DK/wDcaP8AhX5HwON/3mp6sKKKK9U4gooooAK7r4F8/GTwWP8AqK2//oYrha7z4DyCL4zeDWMay/8AEzhG1s45bGeCOR1HuK5cV/u9T0f5G1D+LD1R+iPGMY7Dp9P/ANf0pc7ck8Y5Pb1z29j+YrB/4Su5729r/wB8N7f7XtSf8JVdDpDbg/7h/wAa/GfZSP0PmR0GMcYyQfX6j/H35PNL9Tk/TFc7/wAJTd9obYD/AHD/APFUn/CU3f8Azytv++D/APFUeykHMjo++f8APWvF/wBobwf4tuG8PeM/h3p8Op+NtD+1WaWsk0UAubW6gKODJIyjEcy28+CcnyWABJ59F/4Sm7/55W3/AHwf/iqd/wAJVdd4LZvqjf8AxVL2Ug5keE6Z8Kdc+Bnihm0LwRcfErQLjwZZeGoEhvbOKe3mt5J2mW4W7ljXybozh3aPe26E7oz8pN34CfAfXPhb480W41aK1v00r4d6Z4ZTWYnT/j4iuriSeCPcRIsYVoOSoVgq91wvtP8AwlV1/wA+9r6/6s/40f8ACV3ZGDBbEe6Mf/Zv/r/maXsZBzI8K8F/BXxD4Z8Pfs/QW+gWtheeF9QvrnWlikhVYPPsLxCzFG/eb55Yd2zcSfmK/KTXO/Db4c/FeT4lfC2/8R6Vq1jp/huXUf7RgMmhwaNa+daTRoNMhsx9pMG4qMXDbgChKsd7J9Mf8JZd9RBa5/65nHXP972pB4ruuP8AR7Uj/cb2/wBr2H5UexkHOjwjwf8AA/xBoPhn4AWdvokGlXXhrUL6bW2tpYFNqLiwvI2k+Vv3paaWEts3EnDMOCawPAPwn8dWtx8BdFvvAUejx/DqW6t9S8StqNk4ufM0+6t2mtFSVpWimlMcknmCJ90iHy2wxT6W/wCEruv4re1Y5yfkb/4qj/hLLv8A54WvT+42f/Qv84+mD2Mg5kfNXwO+CHi3whdfDvQvFUXjy4TwbNM9tfQ3Phz+wvM8maNpFKImotHKsrZV13l5Bvzt310Xgf4Ka94Z0L9ny3j0C3sLjwtqV9c64tvLbr9nE9heRs+VceZvmlh3bN2SQxGFJr3M+K7rp5Frj/cb/wCK/wA8egpf+Esu858i1z/uHjr7+/6Cj2Mg50b2739/5/4/zo+76j+f+en41gf8JVcnrb2uM9Njf/FUn/CUXOCPIt8HqNh/xqvZSDmR0HTjA/ujHHQ4OAPoOnQgfUnPTqR/kf0/P0xXPt4qumyDDbkHrlD6Y9aG8U3LdYLc9uUP+NHspBzI6Djp1we56dP/AK35+/Crxjrx6E/X8/8APGTXP/8ACVXXB8m3yOQdh/x9zSf8JRdDpDbD/gB/x+n5UeykHMjoAenOcdDnGT6dfp/319czWg++OcFCPT1Hfp06fh2rmf8AhKrr/njb/wDfB/xq1p/iS4kaf9zbrthdxtU9Qv19qTpysCkjVX5huAUkgHOOPX+fP6/V/TjoO1c7/wAJTc/88Lf/AL4Pt7+w/Kk/4Sq66CG2/wC/Z9P96n7KQcyOjornf+Equ/8Anlb9v+WZ/H+Kk/4Sq7x/qbfOP+eZ/wDiqXs5BzI6Jj6jI6n/AD9M/lScr1+Ujj3zz3P19ep685PPf8JVdbgPKtz/ANsz/wDFUq+KrpcYhtwfZD/j7n86fspBzI3+MY7f/r9/Yf56r6/l6f5/+vWB/wAJVdf88bf/AL5P+NH/AAlVz18m3/74P+NHspBzI39249ff/PX/ADmgHB4OPpz/AJ6foPWsD/hKrr/njb/98H/Gj/hKro9Ybc/8AP8Aj7n86PZSDmRvY7E84/p/n8qX8PXjH1z2/wA49q5//hKLn/nhb/8AfB/xo/4Sm56eRb4/3D/jR7KQcyOgPf19fw/+sD+P5h/i49f8/r/nvgf8JVdZz5Nvn/cP+NH/AAlVyOkFuPoh/wAaPZSDmRv9/UZ/z69v5fmcj69+v+fWuf8A+Epuf+eFv/3wf8aX/hKrj/n3tv8Avhv8aPZSDmRv/dwM4/H6en+f6HQHj8/zx/n0+lYH/CVXX/PG3P8AwE/40f8ACVXI6QW4/wCAH/Gj2Uw5kb/rg9+v+fz/AMmgevp+X+ef5e1c/wD8JRc/88Lf/vg/40v/AAlV1nPk2+f9w/40eykHMjf9ADnsP0/wFGR68fX/AOv7/p9awP8AhKrrp5Nvj/cP+NH/AAlV1/zxt/8Avk/40eykHMjf4OM4x359x/ifyoUliPUnoTnuP6n/ADmsD/hKrrOfJt8/7h/x9h+VJ/wlN0AAIbcAdBsP+P0/Kj2Ug5kb6kbV5+XA79M++e4I/wDr5Jp3pnn1rnv+EqvP+eVv/wB8H/4qkHiq6P8Ayyt8cf8ALM//ABVL2Ug5kdCflU/pzjnr/Tv6nPvNbDmToPlbHYfr/L29sDmB4qu84MNvyOfkPv8A7VXNP8SXEjT/ALmAFYZHG1T1Az6+tDpysCkjVXnkAc5PvyfXH+cD1p1c43im5/54WxPX7h989/c/nS/8JVd/88rfv/yzP4fxUeykHMjoqP0rnf8AhKrv/nlb9v8Almfx/ipP+Equ/wDnjb5x/wA8z6/71Hs5BzI6H73Ax7Lj646fQjp39iKNwOOeOvb1Jz/n179+e/4Sq75HlW+P+uZ/+Kp3/CVXfeG3P/AD/jR7KQcyN/6cHPb/APX9fyHrR9Rx3/T/AB/zxWD/AMJZc/8APvbH/gLf/FfX86QeKrkY/wBHtcj/AGG/+Kp+ykHMjf5xnPP1+v8AUH86Me2fw/z6j8vpWD/wldz/AM+9t/3w3/xX+c0h8VXB/wCXe2z67D/jR7KQcyN8dz+v5f4+tGO2OPw/z0H+eawP+Equs58m3z/uH/Gk/wCEpuf+eFv/AN8H/Gj2Ug5kdBnPIPPXPf6/rn8/Sjj6f5+v1/T1rAPiq6brDbn/AIAf8aP+Equv+eNv/wB8n/H3o9lIOZG//EO5/P8Azz/nmgc9Of8AI+vt+ornz4puT1gtz/wA/wCNL/wlV0esNuf+AH/Gj2Ug5kb/AF6D8Pw//V+vXrQfzH1+n+J/z05//hKLk8GC3Ixj7h/xpf8AhKro/wDLG3/75P8AjR7KQcyN/nHrn9ePp/nP40Z9D054+ufb/P6YH/CVXPP7m356/If8aP8AhKrrj9zb/wDfJ/xo9lIOZG+OF/z/APW/yaT68n8z/nOf8msD/hKbntb2w/4Af8aX/hKrk9Ybc/8AAD/j7n86PZSDmRvseuRnjJweeh/wNKw+Y57ZGQfr0P8A31+ma57/AISm5/54W/8A3wf8aP8AhKLn/nhb+n3D7+/ufzo9lIOZHQhSzYz1OD2GfUf57L6Gm7vlJHGcHj6Z9fp+Q/HAPii6bOYLYg9fkP8Aj7n86X/hKrrOTDblvXYf8fYflR7KQcyOgwhzkKTnuR/8VRXOt4nuGOTbW35P/wDFUUeykLmR8lftrf8AJc7v/rxt/wD0E14PXvH7a3/Jc7v/AK8bf/0E14PX63lf+40f8K/I+Exv+81PVhRRRXqnEFFFFABXc/A3/ksXgzH/AEFbf/0MVw1dx8DTj4xeDT/1FLf/ANDFcuK/3ep6P8jaj/Fj6o+3ExtGBgY4GMUtC8KBRX5MfehRRRQAVznxI8P33ir4f+I9I0u/utL1S90+eG0vbK4a3mgmKERusinKkNg5FdHWd4i1W60XR7i9s9HvdfuY9uzTtPeBJ5csAdpnlijGASx3OOFOMnAKewHy1qnxs8Q+KtV+FnivTL68sNG0XTbDUfFenW7N5bvqFwtkYpkzn/R2jupCDnGzOOM1rTftE/8ACGeLtevbnVNKlTxJrl5Z6N/wlHiH+ytJs7PTY4ra4YTNHJiR7oy4RI2Zs5J2oCJNG+H8Gi+HPiBocXwg+Isth41mnlvVn1TQCbVZQ37q2/4mA8uNGkkdFIO1nY59JofCd/pvh/wlY6L8OfihoOqeGbeS1stfs9S8OSX0iTAfaBN517JFL5rhZH3R/fXcu01z+9/X9di7o6VP2nbLUPhnoviyxHhe0jvbyfT7i51/xXBY6XBcQsyOkd4I5DOGKM0ZSL50G5vL4U8Xrn7RWgXmofB74iXkHkx6jZ6xZW9haTJcPc3xlt4Ft7eQ7VkDyqQkh2qVIdti5262taX4q1y48O6lL4W+LUPibRI7qCDxFFdeEvtcsNwymSORGnNvj5IwCsKsNnXliammeAray8P6Podz8HPiFrOk6db6lbC11TVNBnFzHfSiScTMdQ3MQejZBHJJJ5obmxaHb618X/Hdjq8eh2fw902612LQE12+im8SeVbW2XlQ26yi1ZpJMxjaRGEOWyyBVL854i/bA0m1Xw8ulJ4dtJtW8OW/iUf8Jn4mj0OPyLjPkwxMYpfNlO18gAKoAy3zCn+FbPV/C8kcx+G3xN1i6XRU0H7Vqmp+HpJWt0kkdCzC+UtIPN27zkkKC2W3McfTfB+r+G7Pw6nhnwN8VvC19o+iW3h/+0dO1DwvJNe2cGPJWdbi6liLKSxDKikF3GccU25dA0Oku/2oI9QvPB6aFYaHb2fibSoNUsLzxhrx0eO6aV9gtbYpbzie4Q7d8YII8yPG4Nkb118bbxfjLL4EisNAsXikgVTr2vvY39/G8YkeaxtRbOLlEG9ciRfnikU7duTxnjOx8X+PtHOjat4Y+LUmh3Niun6jpsdx4RWPUk2lZGmbzvMVpA3zeU0YHOwIeQviLTfEXi7UrY6r4H+KV14et7u2vYvDP2vwstislu6PD84uRc4WRFf/AF+SQQTtytO8v6QaD5/2xtDh8Zz6cx8OJpVvr/8Awj0kcviaJNcM3nC3My6aY8mETHGTKH8sNIEIGD2Hgv42XfjL4nav4WFhoGmLplzcQTWV7rzJrvlxfKtwNO+zY8mQlGSTzsGORG6nbXH6XZ+KPDuvXN5oHg74raDpV1qDanceH7W88KyWMk0jh5v9dcyTIsrbmZUlUAsxXaas6dpXiHXviFoOreI/CvxM1GDT9Ra7sIdXuPDKWOlySK8Rm/0SdbhlSOVxtLSEjJKuwGBOX9IND3+iiityQooooAKu6X9+5/695P5VSq7pf+suf+veT+VTLYa3KVIv3RSt900L90VQgooooARuopaRuopaACiiigAqO6uorO2luJ5FighQySSMcBVAySfYCpK4/wCMGgjxV8M/EOivp+r6rDqVsbOay0Ga2hvJopCEkWN7l0iX5WbJZh8u7HzYFJ7AeDfs+/HLT/EnxRtmbx5a+I38e2FxqMWiQ6ulz/YssErNDAIA5MBe0lTeuBmS2cnBNeoaf8dJ9V0P4ZXttoEYuPG809vHDNfFUtHSzuLldziIlgTb7CdoI35wcYOZ4q1TVvFieHRJ8I/HunyaDqMOpWMljfaArRtGpQx/NqDDy3jkeNgADtc4IIyOP0DwTf6Dr3hvUE+H/wAVry08N3lxeaJpN1qvhz7JYedFNE8ShLxXkQLcYXzXd0CKFYAuGwXNHQvQ4jwpp+taZ4V8O+KD4M0ObxbqfxGuibqz1LdcalIs2poEuZ5LeMpHEflUjzD5a5CBsRn2m3/aE1KWCTSG8K2//Cef8JI/hiPSI9VLWLzrai8M32wwBhELY+YT5O/PyhCeaybGyvdP0nQdPj+E3xCMGj63Nr1uzajoG5riWSeRlf8A4mH3Abp8AAHAXJODnL1bwnc6pdapfRfDD4m6XrF5r6eJYNVsdU8OrcWF4LWK1Pk775kMbQxlGSVJAwkfP8O1K8VoF09x/jz4hXfjVfDmmaxo6aF4j8O/ETSLLULO3u/tdud4E0UsM2xC6PFKh+dEYNuUjgFrNx+2NoVv40n05m8OR6Tb69/wj8iTeJok1zzfOFuZl03y8mETHGTKH8sGQIRgGva+GbqOztlufhd8SdR1Ndet/Ed3q91qPh37VfXcICx+btvlQIEVECRogCoMY+Ymxplr4p8Pa9cXugeD/itoOlXOoNqc/h+1vPCsljJNI4eYZmuZJkWRi5ZUlUAu5XaSTT97+kGhtyftBa5b6o9xceC7eHwnD4pHhSXVP7ZDXRne5+zRzR2whwYvMaINulRhubCsFDN6j4Y1fW9UuNcTWPD/APYcVpqD2+ny/bY7j7fbBEK3GF5iyxdfLbkbM968WvNJu77Q5NKk+E/xEW3k8SR+KCy6j4f3/akvEuwnN/jy/MQAjGdufmzzXovwo/tP7R4nm1HRfGGkfbtQ+3pH4r1Cxulj3oFMFoLW4m8qFPLB2PjmQkFvm23Fu+onY9AooorUkKKKKACiiigAOW4HJ9uvvRSNzgHmloAT+Kr2l/fuv+vaX/0GqP8AFV7S/v3X/XtL/wCg1Mthrco/xe2PSlpP4qWqEFFFFACHqD3z/n+lLSN0pR0GOlABRRRQAUUVW1K6lsdNurmCzn1GaGJ5Es7YxiWdgCRGhkZUDMRgbmVcnkgc0AfJPwF+MWt+AfAvi5/E+q6l4onubS58R6EdQuWnnnIu5LN7KJnP3VlS22r/AA/a19RVz4f/ABc1H4E+A/ENt4w15vEmvN4y/sOG98T62La0jmaygnlMl04cW8CkTsqqh6qqqc1p/wDCt7WS18BwT/B/4i3Q8GajNqWnvJqegbpZJJTMUm234DIJRHIFAX5oY+TjnS1Lw7d30epvF8LviVYalda9/wAJJBqdpqfh4XFheeSsJaDdfMm0xqVKSI4YSNkHIxypSSXkaXQ//hfVj8SNH8P3FvchLzT/ABxYaPef8Ih4jW5sJ2kG9CLlYR9otykib4ykZ3qynG3JyPi58TNb+IGj6VNaeGLaPwbb/EPSNLg1k6mTdyy2+rwRySm1MIVYTKksYYTM+Qp2BSSu/NH4n1bTNKtfEHgn4peJZtL1mDW7e8vrvwtHKJIeUiPkXMaGPIY/d3nd9/GBWBe/D+7vNSLn4ffFeHRl16PxLF4fg1bw4ljFfrcrcmQYvPNZWlRmMbyNGDIxVVYIVb5mhaGzN+2RoUPjOfTmbw5HpNvr3/CPSJL4miTWzL5wtzMummLJhExxkyh/LDSBCAAdyT9oLXLfVHuLjwXbw+E4fFI8KS6p/bIa6M73P2aOaO2EODEZGiDbpUYbmwrBQzYmm2vinw7r1xeaD4P+K2g6Vc6g+pz+H7S88KyWMkzvvmx51zJMiytvZljlUZkYrtJp97pN3e6HLpUnwn+Ii28niSPxQzLqPh/f9qS8W7Cf8f8Ajy98YGMZ28bskGneXf8AAWh7R4Y1fW9UudcTWPD/APYcVpfvb6fL9tjuPt9sEQrcYUZiyxdfLbkbM963a8/+FH9p/aPE8uo6N4w0j7dqH9oInivULG7SPegQwWgtbiby4U8oNsfHMpILZOPQK3jsSFFFFMAooooAKKKKACiiigAooooA+Yv21v8Akud3/wBeNv8A+gmvB694/bW/5Lnd/wDXjb/+gmvB6/Tsr/3Gj/hX5HxON/3mp6sKKKK9U4gooooAK7j4GnHxi8Gn/qK2/wD6GK4eu4+Bv/JYvBueP+Jrb/8AoYrlxX+71PR/kbUf4sfVH26v3RmiheVFFfkx96FFFFABWZ4m8S6d4P0O61fVrg2un2wUySLG8jZZgqqqICzMWYKFUEkkAAk1p15J+0PJI6/DayK5srzxrpiXR37QFQvNHn1/fRQjHuKmTsrgjvL/AOIXhbS/FFn4avfEukWfiO8QSW2j3F9FHeTqd2GSEtvYHY3IH8J9K36+dfH0tz8J/F3iPxzpFxofi/wtrmvaXb+IPD9yF+22d6pt7aJ7aUEq0i/uJPs8iBsglJFLAVv/AA28Sa/4y1S+8R6l43/se3h8TX+hr4Te1tRa7IJJIY4y5QTm5cIs+RLtw4AjIqebWw7HrHhnxNpvjLQLLWtHuftemXsfmwT+Wyb16Z2sAw6dwK06+Ufg3qHizwnoPwXiHi+6u9J8WNd6Y+ktYWyQWKLZXFxDLC3lmUyKbfDGSR0bzGwiAKBo6B8fPEFoPDN74g1iGOw8Np/ZvjfEEahruSW5tUnIC5jxNZh9qlF2XQPIC4Sqaaj5T6I1vxZofhllXWNZ0/Sma3mugL66jhJhhCmaT5iPkQMpZui7hnGa045EmjSSNlkjcBlZTkEHoQa+PfGvibW/Efg+xOtS6pqXiuDwlc65qMenaLoYOnWd48jrFdy6l+7a3CRrG0UKlz9mZpGO5a7nw/8AELxL8T9S0mzXxX/wrq0h8Dad4maTT7W1dbma58zzC32lJALaDylyqFW/ejMg4o9prsHKe8ab4m03WNX1fS7S582+0mSOK9h8tl8ppI1kQZIAbKMDlSeuOvFadfKPjzV/FPhi6+OXjnw/4xewHh+Cy1NLGzsbeS21KRNPgkYTNKsjeUyLtAhaNhvJLv8AKF0fGHxG+KPiD4iePdP8H2fiCabwy1pHpun6Suiiwune2S4Bvzeypc7JGcx5t9gCoxVmcHB7Tug5T6drK03xTpmr65rGj2twz6lpDRLeQNE6GPzU3xsCwAdSM/MpIyrLnKkD56+KHjr4gaZa/F3xLY+LbjRbbwTaW97Z6DHYWkscz/Y4riWG5leNnaMnco8po2G5jvI2hew1i8Nt+0RqS2mpRaNLqHgF57m/cKVtTDdkW8zqx2sF+0Tnn+6QTg0+fXYVj2qisPwJJNN4J0CSfxBB4smawgZ9etY444tRJjGbhFjJQLJ94BSV+bjitytBBRRRQAVd0v79yP8Ap3k/lVKrul/fuR/07yfyqZbDW5Sb7poX7oob7poX7oqhBRRRQAjdRS0jdRS0AFFFFABRRRQAUUUUAFFFFABRRRQAUUUUAFFFFABRRRQAUUUUAI3UUtI3UUtACfxVe0v791/17S/+g1R/iq9pf37r/r2l/wDQamWw1uUf4qWk/ipaoQUUUUAB45pF4UfSlb7poX7ooAKKKKACiiigAooooAKKKKACiiigAooooAKKKKACiiigAooooAKKKKACiiigD5i/bW/5Lnd/9eNv/wCgmvB694/bW/5Lnd/9eNv/AOgmvB6/Tsr/ANxo/wCFfkfE43/eanqwooor1TiCiiigAruPgb/yWLwb/wBhW3/9DFcPXcfA7/ksPg3/ALClv/6GK5cV/u9T0f5G1H+LH1R9ujoO1FA6DHSivyY+9CiiigArz34yfDzX/iRpOmWGi+INL8PraX0GotPfaPJfyCaCeKaBoitzCEw0bBgwfcGx8vOfQqKTV1ZgeLz/AAd8Y3Xi2HxVNqPwyl8TwgCLWpPh5M17GAu3CznVN4+UkcN0OO5pV+D/AIyj8XN4qXUvhkvihlCNra/Dyb7aV2BMGf8AtTeRs+Xr0AHTp7PRU8kQuzySH4b/ABBt49Kji8QfDuKPSXMmnrH4CuALNijIWhH9qfuyUd1yuOGI6E1VuvhH411C01e1utU+Glza6zIs2pwy/D6Z0vpAFAeZTqmJGAVcFsn5V/D2WijlQXZ4t4j+DXi/xlf2F94gv/hjrl7Yf8elzqXw7luJLbkN+7Z9UJTkA8Y5AqLWvgh4p8TWuk2usXXwt1W20hQmnQ33w5lnSyXCjEKtqZEYwij5cfcX0GPbqKORBdnkl78OPiFqVvqsF54g+Hl1BqyhNRim8B3DreLsCYmB1XEg2jbhs8ADpWT4s+BXiXx9eQXfief4V+I7qCPyop9W+HEl28aZztVpNTJAyWOB3Ofp7jRRyphdnkd58N/iDqFtqlvd6/8ADu5t9VUJqEU3gK4dLxdgTEoOqYkG0bcNngAdKoRfCP4jDxbrXiGfxp4MvLvVtPt9KnhufBVw8K20LTMI1X+1OjNcSltxOflHAGK9roo5UF2YngnRbvw34V03Sr19Leazi8gf2Lpx0+zWNSRGkVuZZfLVU2rjeR8uRtB2jbooqwCiiigAq7pf37kf9O8n8qpVd0z711/17v8A0qZbDW5zvirxTpPgnw7f67r2oQaVpFjEZrm8uX2pGo7k+pJAAHJJAHJrm/hN8b/A3xx0e41PwP4ht9etbWTyp/LjkikhY9N8ciq6g4OCVAODjODR8bvhHpfx0+GGueCdXuLizs9TjUfabUjzIpEdZEcA8EBlXIPUZHHWvOP2Sf2RdN/ZT0bXoYPEM/iTU9alia4vJLYWsapEHEarFvfBHmOSxY5yOmKluXMkloGlvM+gKKOvNFaCEbt/nvXknir9oGPw54p8UeGoNCk1PxBYtZW2jabBdAS6xdXMMkojGVxEkYjZnkJYKisx6YPrbcjHfpXzn4v+DPiw/GLxl8SvDFpDB4mtI9POiSTzoItVgSJ1u7GbByiv8m1mA2yKjA4DCs583Qat1PZNQ+JXhvw3faRpHibxHoOgeI9SSPydJudViWWaRyF2wh9jyjflQQoLHsDxTtU+KXgzQtch0XUvF2g6frE1wtpHp91qcMVw8zKjLEsbMGLlZYiFAyRIh/iGfDfFfgLxlqVj8W9E/wCEBl1UfEdIZLXVri+sRHpQeyitvIvVaQv/AKNJG8q/Z1nU7/lIbNM8afAPXtY8L/HGxGh2+rXniaTSEsLiZoN+oR21raKxcu2V2yRzECQ9SSCd2anml0Q7I92034n+DdZ0m71TT/Fuh32mWlytncXttqUMkMM7MqrE7qxVXLOihScksoxyKoWfxw+HOoQ2ctr4/wDC9zFeXf2C2kh1m2dZ7nCnyUIf5pPnT5Bz868civIvi78E9d8V698RE07w/b3Wja1a+FYYIWeAQ3H2PUpZLpWjZuiQGP7wG5QFUnGKk+KHwT1vxBH+0HPpnh62mv8AxXoVlZ6ROrwJJdzRW0i7dxYFNr+VgvgZVSDxwc0u39ahZHvN54s0TTYNWmu9Z0+1h0hQ+oyTXSItkpQODMSf3Y2ENlscHPSs3Vvil4L0HVrbStT8XaDp2qXMy28Fld6nDFNLKwQqiozBmYiSMgAZIdfUV4l8ZvAfjrUNJ+Meg6D4Rl14eN9LiFlqK6hbQW9vKtn5EkUwkkEgf92ChRGRjIgZ4xuZb3xK+Dut+IPDPx8FjoUFxrHinToLXSZd8KyXRjskVF3sw2BZg2N5AB+YetNyl0QWR2Pjz4uav4ah8ZLa6Zp8b6Hc6TDbzyX6XJuEu5o0kMlujK8BUMwXecNjcMgEV2+oeP8AwxpMOsTX3iTSLOHRii6nJcX0Ua2JcAoJyW/dlgykbsZBGOteMfED4S+KvEV58V/sVrNANfPh4WF3b3EAkP2aVTO67yQrIBkbxg44DdKy4/h/8RPBfgO18K6V4eF6dF8QLcjxJpn9nyanqdrIkhN7EL1jEuoB2CTPMMOrSNGcsAi5pJ7BZHp3i79o74d+DdA8Pa5deKtJutG13UF06z1Cz1G2e3ZtxV5TIZApjjI+dgTt7itnQfiPBq2teKIp/wCzLbQtIt7W7g1iLV4JluIJoTKZXRTmBFA4ZzhxllOBXhGj/DH4hWHgu9vrzRNT1PVo/iLbeKo7C7vNP/tC7s1WAMS0RitVm4csgKLlWAZ+Hfa8ffCrxd4svviLqlpoS7NTn8N6la6Tf3cKDUVspBLc2UhVnRCwUx/PmMsw+bblgc0t7BZHtOi/E/wb4k0OfWdI8W6Hquj286202oWWpQzW8crFQsbSKxUMS6AKTk719RVrwn478NePrKa88MeIdK8R2kEnky3Gk3sV1HHJgHYzRsQGwQcHnBFeD+NPhf4l+KF14616Xwc+iR63Z6LpX9g6pPZyT3y218Z5rifypZIdoikMaqXdisZGFyFPpvhfwbqOj/Hbxxr5sFt9C1PRtHtraaN0CyTQPeCUbAdwKpJAMkAEYAJ28UpSvsLQ7PxF4q0TwhZpea7rFhoto7Miz6jdJbxsyo0jAM5AyEjdj/sox6A1jaX8XvAmuXmlWmm+NfDuoXWrK76dBa6rBK94qFlcwqrkyBSjg7c4KNnoawvjL4GvfG2rfDV7XTotRtdG8VQ6rerMY8Qwpa3KiUBzyVkeIjb8wOCBxXnN18E9dh0jxJ9j8P28N/ffFKy8TRvC8CNJZpeWskk5YMORGs/yn5zlhg7sEcpX0QWR2et/tJeHvA1vJL4zl0/w8sniV/D1oU1m1nDqu3/SZSXXyVUOC6Nl4wVyPmFer2N9bapZW95Z3EV3aXEazQ3EDh45UYAqysOCCCCCOCDXzvq/wz8YWOj6ve2ugS6hdQ/EuPxRBp9td26z3dipiBaNnkVA+A52yOn3TznGfoiyuHurOCaW2ls5JI1dreYqZIiRkoxRmXI6HaxHHBI5oi5dQduhNRRRWghG6ilpG6iloAT+Kr2l/fuv+vaX/wBBqj/FV7S/v3X/AF7S/wDoNTLYa3Od8UeKdI8E6Bf67r2oQaVpFjEZrm8un2xxrx1PqTwAOSSAATXN/Cf44eBvjlo9zqfgfxDb69aW0nlT+XHJFJCx6b45FV1BwcErg4OM4NHxt+EemfHL4Y674K1e5uLOz1SNB9ptSPMidHWRGAPBAZFyp6jI4615x+yT+yLpv7Keja9DB4gn8SanrUsTXN5JbC1jVIg4jVYt74I8x8sWOcjgYqW58ySWgaW8z6AooHIHaitBAf1rzO1+Kuta18TNf8NaF4atNQ03w7cWdrqt5Pq3kXatcRLKHgtvJKyRojqSzyxklZAisVAb0tun414D8XvAOteNvGthcaN4EuNF8WWGoWpsPiHYalbRRx2KSJJLHPiRbiRWXzozbGGSIl1O4AlliV1sNG4v7UHhbxB4f8X3XhC80nxBq3hu7NrNptxrlpaeagkjRrhZS7KsP7zh2xuZSvUiqPxD+N/iDwn/AMLa+x2mmyf8Inb6XNYefFI3mG5z5nm4cbgMcbduO5Nc54k+HPjO+8D/ABl8JQeGLqaXXNak1fStRW8tBa3UcjWx8sbpRIki7JM741X5eHORm98UPhR4o8Rf8Lr/ALP0pbj/AISO20dNL/0iJftDQZ80fMw27ePv4z2Ppm3O39eZWh6RofxFuLn4jfEPRtUaxstF8NW9hcR3bZjIWaGSSVpXZtu1dnBAGADnNbGj/E/wb4i8O3+v6V4t0PU9C0/f9s1Sz1KGa1ttqh28yVWKphSGOSMAg14z8WPgv4q8aXHxe/s6HyV1o6DcadIZoR9s+xv5k0QDq6qTt2jzUKEsMgrmuJ+JfhDWf+EL8TanqSeNrbxJrd/4f021bxdHodwLuSHURLAkUOmsqO4JZf8ASHiQiRQZFUEq3KUegrI+ktD+MngDxRb3k+jeOPDerQWZjFzLY6vbzLB5jbI95VyF3N8q56ngc1tX3i7QtNubu2vNa0+0uLNIZLmGe6jR4VmcpCzgnKh3UqpP3iCBkivnHS9O1rxl4Z+K2iTWF4PibNdaZ4hv9Ku7e1sIZ1Qp9mWDybu6RDIli6bpJy2/ltqbcWvFXw48ZfErVviTqN94LfTLDxBY+HbO00zUryznlmS1v55LlZ1jkeJfkfdtDuGRl+bcWjQ53bYLI900f4oeDfEWgajruleLdC1PRNO3fbdSs9ShltrXau5vNkViqYX5juIwOaXwf8T/AAd8QpLqPwt4s0PxLJahWuF0fUobswhs7S4jY7c4OM9cGvnr9ojwPqtrqnju/gtI7Sy1/wD4RGw0mVYknFzfW+pTOYhBvUM20wKPNaKMggGVFUlfQP2fdUnm8T+PrXX4L6x8dXFxaarq1rc2VtawrHJCYLdokgu7pQCtq27fMz7lJIVSgpqT5rMLK1zT+LHx40jwbcWWjaLr3h+98WNrelafd6LLdpJdQW91eQQySNAkgdSEnBBIxllJBBwe1k+JHhKHxdH4Vk8U6KniiQZTRG1CEXrDYXyIN28/KC3ToM9K+etS+FvjQ6fb+FV8DLqH2X4ixeLD4okvrQQyWx1RLgvGpfzvtCW7+UytHGuyJwrv8qSJp3wY8V6d4j1PRtWXxxfaJdeL28QxXfh+fQBpw3XiXEUkpuFW+Vo+EcIWJVCEJU7anmlfYLI+g4vid4On8XN4Uj8WaHJ4oUlW0RdShN6CE3kGDdv4X5unTnpXLeN/id4o0v4jQ+D/AAr4V0vXrw6K+syS6prcmnjaswi8tAlrNuYkjklRzXM+EvD/AIv8OfFEx+GtG8RaD4Nu9UvL3VrPxBPpc2mHzQ7PNY+RK92ksk+2TbKfLCySfKh2KL/jv4Lj4jfG6HU9ZttR/wCEXXwvLprzadrdxp5kne5VjE4tpo5HUx7jhsp+OKq8mtBaHR+Ffj14K8SeFvDOs3OvafoEniC3tp7TTdXvoILomcsIo9hflmaORQFzuMbYzg10GlfEfwnr3iW98O6Z4o0XUfEFkGa60m11CGW7gCsFYvErFlwWUHIGCQO9cRpvwsk0r44ajrWn6Ra6XoUfgyz0DTbu1SJPsrJc3LtDGi4ZEVGgOAApwuOVrg/h58M/Fq6f8HvDOp+Dv+Eef4ezma88SfbLWWDUNltNbsLURuZz9pabznMyRYw27e3BOaXUeh6xofxe0mP4f23ijxjfaJ4Mt5bqa0ZrrXLaa2V0mkjVRcgiNmIjyVHKncp5U0t98SBJ448D2OlXOn6h4e8Q2F9ff2hC/mh1iWFonikVtpQiUnPzZGMY7/O/hLwH4p1nwn8OPF/huTWpI9HvPEsEkPhx9OF+PtN/IUmi/tFWgK/umVuVfEg2kjcDseIP2bte8W+GfCOl6ZJr2iwW/wDbV3eJ4ml092aW4uI5ltbuOyPltazur7ktyP3bFSVyVM80rbBZHsFp+0h8OtQ+IWn+DrTxXpN1qWoWK31pNDqNs8E+6QIkKESbmlbO4KFOVBOa6rSviR4S13xNeeHNN8UaLqHiGyDG60m11CGW7gCkKxeJWLrgsoORwSPWvL9H03xh/wALO8JeJ7vwNdaXb3fhZ9Bv7TT72zddHuBcxuGP71d8G1SUMW58KMxqTgcV8Hfg34p8Ky+BdE8T23ji8TwnLM8Fzbz+H/7EeQxTxs6lFS/ZJVc5WQbt7jeTjfT5pdgsj6C8P/E7wd4s1y80XRPFmh6zrNnuNzp+n6lDPcQbWCtvjRiy4YhTkcE4rpa8O+CPh/xf4V8QQ6RbaV4i0L4cWljJHBpfi240yeWzk8xTBDZPZSSOYlQyK32l2b5YtrH569xrSLbWpLCiiiqA+Yv21v8Akud3/wBeNv8A+gmvB694/bW/5Lnd/wDXjb/+gmvB6/Tsr/3Gj/hX5HxON/3mp6sKKKK9U4gooooAK7j4GnHxi8Gn/qKW/wD6GK4eu4+Bpx8YvBp/6itv/wChiuXFf7vU9H+RtR/ix9Ufbq8KBRTHkWGFpHOFVdzHrwBzXyR8CP8Agop4d+OXxsXwDbeFb7SYbwzLpeqS3SyG4MaNIfNiCDysojEYZ+cDvX5HKUYtJ9T75Js+uqKKKsQUUV5P8Xvibd/Dz4ifDeAy6g2iapNqEV/aaZpMuozT7LbdFiOGKSX5XwcoB/tcUm1FXYHrFFfNWtfHLU9Uh+MV7Y65rWg6XoEekPYSXHhsxXdp5ufOxbXiQs4fA5c4AOVPGK9YX4tJfePtS8LaR4Y1rW5NKngttT1G1kso7exeVFkXes1xHMwEbq26ONwQSFLMrASppjsd7RXhng/9o69msfHV/wCLPCmpaLY6FrkulWckItpXupN8McFoI47mR3uXeUAYURncvzDBrX1L9pTR/Dum+IJvEPhnxLoGp6IbFrjRbi2gnu5YbudYIZ4fs80scqeYWUhHLgowK5Khjnja4WZ65RXjc3xgl0jxvfXniEa34a0my8JXGt3Xhy+sbSZoFhuNrXJntppWLlOBEuRjkkN8tbi/GyCy8E33inXfCuu+HNMhWA2ou5LG5k1FpmCRJbra3M2WZ2jUbiuTIvOMkHMgsekUV4Z8Svipq0dl4Pvh4Y8WaBdw+K7e0n0VliNxfo9rOyIjQTvDIjNsB3ShEKkybAuR6P8ADv4jWnxFsdUki03UNFv9Kv5NN1DS9UWIXFrOqo+1jFJJGwKSRuGR2BDjnOQGpJuwWOsoooqhBRRRQAUUUUAFXdM+9df9e7/0qlV3TPvXX/Xu/wDSplsNblKkOeMUtIfmbHbFUIWiiigAbp0zQP8AJorwXVPiBq+mfHi70XxH4vvfBOmyXVjD4as5NMgOk66jxqZ43uniLfajIZI1iSaJhtjYJJlt0uXKFrnvVFeN/DX45a74qXx3LrPgjWLSDQdYuLC1azjt52nCGJUgKRXMjGbMmS+1YgpBLqAxGb8RPjBNrngHxVbQ2GueCfEeiX2ki5tb+aBJ1huLuELIsttNKhR18xTh8jawYAdVzq1x2Z7tRXk8f7Ruj6nc21voPh3xB4lm1CaZNKGnxWyJqkMKqZ7qB5540+zozonmOUDl18vzAc1zmvfGeXUvGXw21XQ9M8RalDfw6xa3HhqzEaXH2qFoY3inV5VgVoWEoLvIE4Oxm3ruOdBZnvdFeWWf7Q2j6zo3h240TQtc1zWNbF0YfD1pHbx3sAtZDFdGYzTJDGIpcRsTLgsyhd2RXPyfFSPxx8QPhDqGjXWpabpt7c6zbanpd0Wt5Ip4LZg8FzEDtLxSK3dhkblJBDE5kFj3OivnPUPjlN48+InwcfSNM8S6H4a1XWr54tSujHFZazax6dekMBFMzBC6xyKs6xlhtdVO0le+8K/H3SvFWpaIsWg65YaJrzyxaL4gvI7dbPUnRGcLGqzNMm+OOR0MsSBlQ4OSoIpphY9OorxjS/2oNN1fwho3ia28EeMG0rXLiG00hvslt5t/NKkjBEiFxvUAxFS8gROQwYx5cd58O/iLafESy1V4tN1DRb/Sb+TTNQ0vVFiFxazqqPtYxSSRsGSSNwyOwIcc9QGpJ7BZnV0Vxnj/AOJE3gZZDb+EfEXigQWz3ly2jxW6pBEueS9xNCjtwfkjZn4yVAIJXSfixomuagtrYC5uUk0GHxFFcrGojktZWcIBlg2/5CcFQBkc54BzLYVjsqK8m0v9omw8TDw+nhvwn4h8R3er6Fa+Ivsdo1jBLa2dxnymk+0XUSsSVYERGTaV5xuXdzt18Zp/h98Rvik+p6P4m13QdLls7q5urFEltdHtvsUTSORJKhYZLuyW6yOApYr8y7lzodj3uivOfG3xstPBCzXkvhrxBqXh+1WGS98QWMMAsrVJCuH/AHsySTKFcMxgSUAZH3gVFjxN8aNE8K6T4/1G6tdQlg8FwLcagII42aZWt1nHk5cbjtYD5tvOe3NPmQWZ31FeYeKPj9pfhvUtbhi8P69rWn+H1ifXdW02K3NtpSvGJcyCSZJJNsTLKwgSQqpGeSBVXxd+0do/hHVPENvJ4c8Ralp3h0QSaxrNjBAbKyhljSRZizzK0ihXJYRK7qEJKgFCy5o9wsz1huopabuDhSOQRkU6rEJ/FV7S/v3X/XtJ/KqP8VXtL+/df9e0n8qmWw1uUqDRSfeJ9OneqEKBgAUUUUAI2e1LQa+d/wBpr45TaP8ADf4p6R4d0rxJJf6Ho7pdeI9H8tINLupYC8SlvOWfeA0bFoo2EYkVmZRkiZSUVdjSufRFFee6/wDGnRfCmg+O9RvbbUJYvBVslxqIhjQtMpt1n/c5cbjtYD5ivPtzVS8+PmkWPibxTpcuia2tj4VRZdc1xooEsbGNrRbpXLNKHkBRsbYkdgy/MAGVmOZBZnptUNe8P6X4p0m40vWtNs9X0y4AWeyv4EnglAIIDI4KsMgHkdq8W+J3xe1DUvhLrGpxeHfFng2S3fTLuC4uoUElzbyXkIbyjayysGKkgwttlw+NnJFeheAfilb+OdY1rRp9C1fwxrmkpbzXGm60sHmmGdWMUytBLKhVjHIv3twKMCBxlcybsFupt+E/A/hzwDp8lh4Y8P6X4csZJTO9rpNlFaxPIVClysagFiFUZxnCj0rbrwz4ha1q2rftIeDPDb6Z4nPh230u61GSXSNVjsreWZZ7RVmm2XUckkUIdw0bKwYyjCOASOk8K/HzSvFuo6GkWg65p+ieIHki0TxDex262WpOqO4WNVmaZC8ccjp5sUYZUOOqgnMtgsega94f0vxVpNxpWtabZ6xpdwAs1lqFuk8EoBBAZHBVhkA8jqBVPwl4H8OeAdPksPDHh/S/DljJKZ3tdJsorWJ5CqqXKxqAWIVRnGcKPSvHP2f/AI4NqHhjwDoeu6X4jW71q3lhs/EWqKht9QuYkeSSMEymcNsSQhpI1VxExVmG0lPhF8YZ9H+FXgu1vbTXPGnizWZNSaCxs5YpLuWGC7lEkry3MscaogMS/PIDlkVQTxS5ovULHv8ARXlcn7Qmly2vhsab4a8Ra1quuteQw6PZW8Aubee1dUuYbgyTJFE0bFgWaTYShwx3JuZD+0VpGqaP4YuNF8O6/r2q+IGu1g0Kzjto7y3+yMY7rzzNPHEnlSARn94csyhd2c0+ePcLM9Xor52+C/xvlh+HGiLc2PiLxd4m13Wdfey0qPYL4W0GpXCkyNdSxJEkSGKPa7qRlEUdh7V4G8aWPj7w3BrFjFcWqs8kE1neIEuLWeKRo5oZVBIDo6MpwSpxkEggkjJSBqxv1W1TS7LXNNutP1G0gv7C6jaG4tbqJZIpo2GGR0YEMpBIIIwas0VYirpOk2Og6Za6bpllb6dp1rGsNvaWkSxRQoowqIigBVA6ADFWqKKACiiigAooooAKKKKAPmL9tb/kud3/ANeNv/6Ca8Hr3j9tb/kud3/142//AKCa8Hr9Oyv/AHGj/hX5HxON/wB5qerCiiivVOIKKKKACu4+Bv8AyWLwbnj/AImtv/6GK4eu4+Bv/JYvBv8A2Fbf/wBDFcuK/wB3qej/ACNqP8WPqj7dHKjNeZ+C/wBmn4Y/Drx1f+MvDfg6w0nxJe7xLeQmQhN/3/KjZikWe/lquRx0Jz6YOg7UV+S2T3PvQooopgFcl4m8AjxF488G+JDfeR/wjr3jfZfJ3faPPgMX3tw2bfvdDnp711tFLcDybxr8BR4w/wCFjj+3PsY8YwafCf8ARN/2T7Lnn7437s/7OPemeOvgjqHj74gabr95qXh6yi025t5rS9svDrJr0MUTiTyE1I3R2xuxkV1EOGSR1xli1euUVPJFjuzxfVP2e7/UrfxlYJ4rjtNN1nWovEumtHpe670zU43gljkaQzeXPCJLcExGJCQxHmfxUmtfs+al4yh1y+8TeKbW88Sao2lwi803SWtLW3tbG8W7SFYGuJGLPJ5mZGlJG8bQNuG9poo5IhdnEax8Pr64+Ik3jLTNXt7PURoEmjW8F3YtcRJI06yiZ9ssZZQVA8sFc/3hXnWm/srrb6F4mtW1jStFutTeyubKPwloI0vTbC7tJvPguxZmeUPMZAgkbeu9I0TjG6vctS1Wy0Wza71C8t7C1VlUz3MqxoGZgqgsxAyWIA9SQKtUOMWF2ecyfDfxJrzaHceJvFVnqV7peuR6tGNP0g2duI0gkiEKo08jgkyFi7SPyMBQK2PA3gD/AIQvXPGuo/bvth8SayNW8vydn2f/AES3t/LzuO7/AI9927A+/jHGT11FPlQgoooqgCiiigAooooAKu6Z966/693/AKVSq7pn3rr/AK93/pUy2GtylSfxfhS0n8X4VQhaKKKAA9vqK8u8ffCbX/iJcS6Xqniy1k8Ez31vfS6W2jKb5fJdJVhjuxKEWMyRKcmBpAGYBwdpX1FulC9KTSe4Hiuufs+6rqulfEDRYfF0NtoXijUv7XS3bSmeaCcmAyRTOLhVuLaQQsrQ7EJSRlLnrWHov7ItnY6J420+4vfD8Fv4qOmfadP0PwxHp+nQi0mMhVbcTPuEq4Vt7McljkqQi/Q1FTyR3Hdnzvr37IVrqF9ZNBqmj6lpejy3H9haL4s8PLrFlp1tcIgmtdjTIXjV4o2hIKNCNyZdCFXvPCHwZTwxfeELxG0LTzoMWoRvZeG9DGmWUxuWjO5IRNJ5RURjPzNuJJ+XpXplFChFapBdniWk/s8an4Sm0TVPDXi23sfEemXGs5utQ0g3Vpc2mo3rXjwSQLPG4aOQRbZFlX7jZUhsLp+H/wBn+DQ77whevrLX11pF5qmo6jJJahf7Sub9H89gobEKb3JCDdwACScsfWqKOSKC7PDvCv7Oms6HefD62vvGyal4b8CyyLpGmppAhllt2tJ7VVuZ/ObzJEjmTDxrEvyvmMllMdf4W/ssad8K9d0qWws/A1zpuls4trt/Bkaa7sIcJu1BbgBpF3AGTyAXAIIyd1e80UckewczPLPDPwN/4R34f/Dbwx/bf2geDbqC5+1fZNv2zy4pY9uzefLz5uc5bG3GOeOl8D+Af+EM1vxrqH2/7Z/wkms/2t5fk7Ps/wDolvb+Xncd/wDx77t3H38Y4yeuop8qQjxT4yfs4j4teKzq02o6NLbyaZ/Zhs/EXh9NXWzy7Frix3yolvOwbBdkkB8uLKkLgz2/wH1jRbXw5FoHjCLS5LLw1D4W1GabSftDXNvFjZNbgzAQTDMuC4mT51yjbefZKKXIr3HdngOufsx3+tfD/wAH+DX1vw3Jp3h3RrfSrbVbvwu02r2skcaI91ZXX2sC1lPlxspEbFGUEl8YrT8ZfAHXvEV341h0/wAcrp2h+MYIrPVrK40gXM4gW3S3cwTiZNkroHy7pIo3LhAVJf2uijkiF2fOPxO/Y9g+Imqa9J/bOjpaapBbwwT6x4cXU9S0pYY1RY7K6knUQxEpuZBGWzJKQ6s4Zel+J/7P+sePF8dWOm+MotC0XxlYR2uqQPpP2q4WZITErwymZVRGURh0aN2IVtjxswdfaaKXs4hdng3jL9liw1/x1rXia0tvBN9caz5El3H4y8GprbRyxxCHMEn2iFo0ZETKHeNwLAjJB6Txb8CU8TeGfijo0errYReNrRLRWjswVsAtotsCF3jePl3Yyvp716rRT5IhdjFXy0RM52gD+VPpG6ilqxCfxVe0v791/wBe0n8qo/xVe0v791/17SfyqZbDW5SpF7n1paRelUIWiiigBGzjivEPiN+ztrHjCH4haZo/jSPw/wCHvHCb9TtW0cXNwlx9mW3LwymZVSNlih3oY2Y7X2yRlgye4NSL90VLipbhex4t8TP2fdY8dReOLDTPGUWg6J4y0+O11S3fSBdXCzJCYQ8MpmVURlEQdGjdiFbY8bMGXoJvgfp2pL8ULXVb2S803x2EjubeKMRPbRixjtGCvkhmIj3hiowSBg4r0qilyod2eUzfCnxh4i8H3OheKvHVnqwP2EW81joX2QA286TNJKrXEheSTywuVZEGchK6jSPAJ0r4o+JfGP2/zRrOm6fp/wBi8nHk/ZnuW3793zbvtOMbRjZ1OeOuop8qEcvfeB1vviNYeKnvMLa6RdaUbLys7xNNBJv354x5GNuOd2cjHPl3wt/ZY074V69pMthZ+B7nTdLZxbXcngyNNdCEOE3aitwA0i7lBk8kFwCDgndXvNFHKm7hdnlmi/A3+yNN+Ftr/bfnf8IPdS3O/wCyY+277S4t9uN/7vH2jdn5vuY75HI6p+yTp994X8HWL3eiavqXhk6gkL+JfDyanp88V3KZXV7VpVIdSI9siyAja3BDEV9A0UuSPYd2eZeEfgynhm+8IXitoOnnQYtQjax8N6ENMspzctGdyQ+dJ5RURjPzNuJJ+XpXP6b+zzq3hX+xdQ8M+LbWx8Rabca0fteoaQ11bT22o3pu3heFbiNt0biLa4kx8jEodwC+20UcqC7Pni8/ZBsZ/Dvhu2n1PSfEWr6HeatcR3Pi3w9Dqdpcx39y9xIJbUSRASKxTEkbJgq3yhW2j2D4b+DU8A+ErXRktdBtDE8jsnhvRxpVkSzk5S2Ekmw4Iz85ycnjOB09FCiou6C7CiiirEFFFFABRRRQAUUUUAFFFFAHzF+2t/yXO7/68bf/ANBNeD17x+2t/wAlzu/+vG3/APQTXg9fp2V/7jR/wr8j4nG/7zU9WFFFFeqcQUUUUAFdx8Dv+Sw+Df8AsKW//oYrh67j4GnHxi8Gn/qKW/8A6GK5cV/u9T0f5G1H+LH1R9ujoMdKKF4UCivyY+9CiiigArxn47/Gi4+GvijwjoUfiDwz4Oi1uG+uZNe8WI0tqn2dYsQKizwZeQzAhjJwI2G1iwx7NXj/AMZPhj4k8XeMdD1vRlt760s7C5s5rFvEV74emDSSROJBeWULzOuIyphJEZJVjkquIne2g15nFzfH/wAb2Hhf4Z2up29rY+KPFWn3OrXl1aeE9T1GKyhiEX7pdPt5WnZiZ4xveRFAUkgFglbOl/H/AMRadY+GtT8U6H/Zml3lrq8N40+m3VhM15ZK00UkcU+JEhnt4biRY3UuuAMnBz1Ph34LDUvAPh/S/Hl9c634g0uSeaHVrHVLu3u7XzWc+THepIlxIqRssRkZgZRGGdcnA3tW+DvhXxB4SsfDWr2V3rOk2d0t5CuqandXcwlDMwLTyytK4+Zl2s5BUlSCvFQlPe47o830X48eJJF0XTtVi0Cw16xg1e68VC6eS2tLOOzAWNlk3P5KyNPbPvbzMRlyFJ6YemftRaxos/iiTW4o9estO8J3Pie2a38L6loDN5DANCPtrP56sHTE0YULg5XkY9qk+EvhGfVvFWpy6JDNeeKLZLPWDM7ul3CiFApQsVX5WIO0AtgZzgYzvDfwI8E+FdSmv7XS7q8vJtPfSZJtY1S71Jns3ZWNsTcyyZiyown3Rl8Ab2ycs+4XR538Wm+IP/CldYn8R3HhrVZZpNInso9JguLNYpzfQFoZGaSfzEzsAmUKep8vpVu6+KHxJ0OT4h6BJY6P4o8T+H7LTdStJ9H02eKN7e6kmSTNo1xI8skIt5ZBGkqmUbUXax57bR/gH4I0TSbjTIdNvbizmS2iK6hq97eNHHbyCSGKN5pnaKNXUNsQqpxyDWxrHwx8P65qWr6jNFf2uoatBa2t5eabqt3YzSRW7yPCokglRkAM0mdhG4NhsjAp8r3C6PIdb/aF1XQ/BelPb6rY+IPEOqeIRoZlt/CGp2z6WfIedvP0oyyXbyeXExVAU3CRG4UFi+3+Nfj++8P2NtbaZZxa7deKI9Cg1TWvD+o6TZ3dtLbPMtzHaTsJlKEbChdlYxNh1Dhk9KT4HeDF8Oz6K2mXE1vPeJqMl5PqV1Jfm6QAJP8AbWlNwJFVVVXEgZVG0ELxV3TPhT4e0u0sLfbqmoJY6guqWz6trV7qEkVwIzGGElxM7bdrN8mdmSTtzzRyz7hdHjusftFeKfDek3ukX8Gn3fii38Zf8Ip/aem6Le3VtsNkt8LkafDJJO7CJtnlLJ94Ft4UHHpfwV8ea7440nVx4g0+eC60++NvDqD6Fe6PFqMJjSRZY7a7/epgu0bAswLRkg4YAaeqfB7wjrFvrEN1pLH+1tTj1m6miu54phepHHEk8UqOHgcJDGoMTJ0P95s6/hLwfYeCtPlstPn1S4hklMzNq2r3epS7ioBAkuZZHVflHyghcknGSctRknqxXRt0UUVoIKKKKACrumfeuv8Ar3f+lUqu6Z966/693/pUy2GtylSfxfhS0n8X4VQhaKKKACkU9frS0g+8aAFooooAKKKKACiiigAooooAKKKKACiiigAooooAKKKKACiiigBG6ilpG6iloAT+Kr2l/fuv+vaT+VUf4qvaX9+6/wCvaT+VTLYa3KVIvSlpF6VQhaKKKACvkD4hXjXH7RXjLw7rssml/DvxBLo1lr2pQMQ0jNbSiCylYYMMNwxKNMCScCL5fN3j6/rlNV+FvhXXl8TrqOjQ3ieJoIrbVkmZ2S6jjQrGNpOFKhjgqAc4OcgEZzi5WsNOx4/8YPjtqHwnuNUt/DraS+k+GIbYTaLZeG9Rv/3WFJikvYNttpzCMjakgkwpRzhWC1pfED4tePdFufibqOjf8I1FoPgW3S9kh1C2uJbnUk+yJcyQh0lVYCBvAk2y5LqDGNhL9Xrn7Nnw/wDEjXf9paVf3Ud7FDFeQNrd+sN75SBI5LiMThJpVCpiaQNICiNuyoIzrr9nXQvE/j7xjrviezF9baxNamGG11C6gE8MVvGhhu443RLiPejMI5fMTDNwNzAy1MehyPxc/aQ1fwY+paho09hcWWkQWtzdaQnh3UtSmZZAkjRz30BW3sJdjHasgk42OcK4A7HWvGnjYfHjSfCei6hoGpaLJCdR1a0fSZludMstuyMtci72PLNMGCL5I+VJCfufNreLf2efAXjjUNUvNY0e5nOqhPt9tDqt5b2t2yKFSSW3imWJ5FCrtkZCylEIIKKRdi+C3ha38cX3i63j1e01y+uIrm7e11/UIbe5kjRY0Mtus4hcBFVdrIRgdOtPllfULo+fPAepeKpI/gVaeENS0rwjot5NrkT6Utld3Vsxiec5cG8VnBAyoYnY5LDIwgseIvFWlad8bbLV7e00/VYbjxta2862ej6vIqXbQnTln/tUutkJURwrW4jIBDpuMg3V7zcfA/wbPo+g6Yum3NpbaFcy3emyWOp3VrPbSSlzLtmilWTa3mPuQsVOQCCAMVX/AGe/AcmvLq7aRcm4j1NdZit/7VvPscN8H8z7THa+d5MchbJLKgLbnByHcNPJKw+ZHjujfFTxz8N/BvxW8Saxq9n4pWx8WSaRYWK6ZdboZ5ZraGNgRcTMYF87P2eOPeSDtbLYG2fj14407wv4umk0uPU73Tf7OfTtU1Dwtqnh2yuTcXKwSW7xXZeQPH97zEZxiVflyhDeqT/BXwddXHiaSbSpJovEmTqlnJfXBtJ3IQeaLfzPKjl/dofNRVfKg7s80tn8G/DVppd9psh1vUrK9eCWWLV/EWo6hhoZBLGUNxcOY8OATsI3YAbOKfLJbMV0ZPw18aeKLr4g+LfBniyfR9Qv9Hs9P1GHUNFs5bOKSK589fLaKSaU7ke2f5g+GDr8qkGvTaybPwnpVh4o1PxFBa7NZ1K2t7S6ufMc+ZFA0rRLtJ2jaZ5eQATu5zgY1q0imlqSFFFFUAUUUUAFFFFABRRRQAUUUUAFFFFAHzF+2t/yXO7/AOvG3/8AQTXg9e8ftrf8lzu/+vG3/wDQTXg9fp2V/wC40f8ACvyPicb/ALzU9WFFFFeqcQUUUUAFdx8DTj4xeDT/ANRW3/8AQxXD13HwN/5LF4Nzx/xNbf8A9DFcuK/3ep6P8jaj/Fj6o+3V+6M0ULyoor8mPvQooooAK5fxt8TPD/w/m02DV57xrzUmkWzsdN0651C6nEahpGWC3jkkKICu59u1dygkFhnqK8U/aEk8L6dq2gaxf/EOP4Y+LdNt7ptJ1q98sWc0bhBNbSiYeXMrFY2MSssvyBkK4JqZOyuCPVtL8WaLrUlnHY6rZ3U15ZrqEEEcymWS2JAEwTO7ZkgbsYycda1a+TPB+pQa98dfh14r8fSXPhLxJ4g8GrJFYnWb2xt579LqIeRDA8qhgysrm2ZWPzAurN81J8P9TufCvwL+Evj7WvF+vSHUNQ0+XxFrGsa5cSW0du0c0aiVWcQxR+Y8KFtq7iFaQs2WrNVCuU+l/FHjCz8J3GhQ3cVxK2saimmW5gVSFlaORwz5IwuI25GT04rSutYsLHULKxuL62t76+Li1tpZVWS42Lufy1Jy21eTjOBya+Q/EPjbxH4zXXdS8GX0Gv38fxNij8OHWbiUWGz+w0aMxnBPkM7PIpjwkm7crYffUd1N4P1bWvg14g1zxX4kt4o9S1XTtbvvEHiO60+ey1L7OzG2mEUyR28hkDKsce1WTaFDIRk9p2DlPsuivlTxN8WH02zvPC7eKLyHxjH8TLKJtMS7kN5Fpsuq25UuoO5LR4JVQM2Iz5ipnLhTR1KfxTb/AAi+J/jDTNd8RX/iK38Valpkfmaxc+RYaYuqhJhHEoZY/Lg8xhMYZJY1ztO1EUP2nYOU+uaK+O7PxNqs3gLx43h7x9pEumGXSFt18MePrjxRfabcSXqxySfabmJXjSSPaBG+9MxvxhmFewfCq1n8KfGnx/4Rg1XWNR0O00rR9Sto9a1SfUZYZp2vI5dss7u4VhbRttztB3EAZxTU720FY9kooorQQUUUUAFFFFABV3TPvXX/AF7v/SqVXdM+9df9e7/0qZbDW5SpP4vwpaT+L8KoQtFFFABSD7xpaQfeNAC0UUUAFFFFABRRRQAUUUUAFFFFABRRRQAUUUUAFFFFABRRRQAjdRS0jdRS0AJ/FV7S/v3X/XtJ/KqP8VXtL+/df9e0n8qmWw1uUqRelLSL0qhC0UUUAFIvU0tJ/EP8+lAC0UUUAFFFFABRRRQAUUUUAFFFFABRRRQAUUUUAFFFFABRRRQAUUUUAFFFFAHzF+2t/wAlzu/+vG3/APQTXg9e8ftrf8lzu/8Arxt//QTXg9fp2V/7jR/wr8j4nG/7zU9WFFFFeqcQUUUUAFdx8Df+SxeDf+wrb/8AoYrh67j4Hf8AJYfBv/YUt/8A0MVy4r/d6no/yNqP8WPqj7dHQdqKB0GOlFfkx96FFFFABRRWP4q8Z+H/AALpg1HxJrum+HtPMgiF3qt5HbRbznC73IGTg8Z7GgDZyeeevWjp04NcvqnxS8GaHo9lq2peLtB0/Sr23+1Wt9danDFBPDlB5kbswVkzLENwJH7xP7wyW/xS8F3nir/hGLfxdoM/iX/oDR6nC159zf8A6kNv+583Tpz0pXQHT0V5/wCLfjDoFloHjVfD3iHQ9X8T+HNMu76bSY72OeaB4Y2OJokfeo3AA5wecdas+GPjF4P17Q7q7/4S7w+9xpdvHJrKQ6lCRpzkYYTjefKwwYYcjlSO1LmQWZ3GT07UlZ7eItKTVZdLbU7NdSitReyWZuE85LcsVExTOQhZWG7GMqRnisO6+LngWxutGtrjxp4et7jWo45dLhl1WBXv0kIEbQAvmUMSApXIOeKd0B1uSepJ+tJWBP8AELwta+I4fD83iXR4tfmkaKLS5L+Jbp3EaylViLbiRG6OQBnaynoQaq6H8VfBXiiHVZdG8YaBq0Wkp5movY6nBMtkmGO6Yqx8sfI/LY+6fQ0XQHU0Vz/hv4heFfGOoahY6B4l0fXL3Tm23ttpt/FcSWxyRiRUYlDlWHzY5B9K6CmAUUUUAFFFFABV3TPvXX/Xu/8ASqVXdM+9df8AXu/9KmWw1uUqT+L8KWk/i/CqELRRRQAUg+8aWkH3jQAtFFFABRRRQAUUUUAFFFFABRRRQAUUUUAFFFFABRRRQAUUUUAI3UUtI3UUtACfxVe0v791/wBe0n8qo/xVe0v791/17SfyqZbDW5zvirxVpHgjw7f67r2oQaVo9jEZrm8uW2pGo7k+pJAAHJJAHJrmvhL8bvA/xx0e51PwP4hg160tpBFPsjkikhYjjfHIquoODgkYODgnBpfjd8I9M+Onwv1zwTq9xcWdnqcaj7TakeZFIjrIjAHggMq5B6jI4615v+yT+yLpv7Kej6/DB4hn8SaprUsTXF5JbC1iWOIOI1WLe+CPMclixzkdMVLcuZJLQNLH0DRR15orQQV5n8WvjQnww1jQrJNIbV1um+06lKtx5Q03TxPDBJdn5TvCvcIdmVJVZCD8hB9MrwnW/gfrnxQ8W/ELUNe8Rax4W0vVoE8P2lhpaafMl3piREmSQzwTspea4ueFKHaEyMgVEr20GrdT2p9a0+PUJbF762W+igF1JbNMokSEkqJCuchMqw3dMqfSud1n4w+AvDlppV1q3jfw5pdtq0IuNPmvNWt4UvIiAQ8LM4Ei4ZeVyPmHrXkHh3QfiVoL6RqGo+EJtc1e78JjwzdmLUbWJILq3nkEd1OzS58iZZPMzEJZVAIMRb5Tiab8O/HngnwT4EXwv4e8TaZ8QdO8Iabot3fWV5pD6PPLCg2W98k8xlMcUjS7ntkD7JX2u3AE876Idkej2vxqHiL9oO/8B6T4l8LxWukWEE9zYyuLjUb+4kM/mQw7bhfK8lYo2fMchxIOF61X8I/tCT+NvDPia+sbHQlvNE0BdRuI9P8AEdrqwtr4ictaSrbtkBfJU78gPvYLgoau6t4P8VN4k+J+p2el6ZeXOreGbCz05dSIeyuruIXu+KWPO7y8zRg7gAQ+B0NeZ+Gfhv8AEjVfE2ralrGneIXt5PAt7oUK+I7jRUkF27RMsUSaeAiwnDbWkLEEMCEABebyQaHqHgH4sax4o8YeFNKvLexjtdV8FQ+I53hjdXW5eSJSikuQI8OeCCenzevbeFfiR4S8d3F9B4a8UaL4hmsSou49K1CG6a3JJAEgjY7clWxnH3T6V4hdfBHxZrWmwaaIk0qSb4Vt4Va+knQi31Btg2NsJYgYJ3LkcHBz10/gt4C16y8YaNqXiKy8c2l3o+iSaZA2sy+HzpqxsYC0EQ09VnYBolZPMUABDkKxwWnK9rA7Hs0njLw/Dp+rX8mu6aljpDvFqV013GIrJ0UM6zNnEZVSCQ2MAgmqj/ErwjH4si8LP4p0VfE8o3R6K2owi9cbC+RDu3n5QW6dBnpXkvjr4Qa/qvxce30+xWTwD4ovLDVfEM6yxp5NxY5YKULBnFx5dmh2g4EL7j8wrBPws8Y3Hh+78ATeEzul8at4jXxz9stTbCH+0RfLNs8z7V9pEYFttEePlGJdnIfNLsFke6r8UPBreJYPDo8W6EfEE7OkWkjUoftcjIzK4WLduJUxuCAOCjA9DWZ8V/iRP8O7Xw9FYaZBqur6/q8OjWEN5e/Y7USukkm6acRyFF2xPgKjszFVA5yPMtS+Dut/8InfRWegwJqtx8S7bxGzRvCsklomqRSG4Z9wywtlYYJ37Rtx/DXp3xc05dY8Mrpt54BT4i6NdSeXfaT5lqJAuCUkRLlkichwvWRCv3lyRineVmLQuzfECz8K+E7fWPH11pPgdjIYJvt2qxfZRJlgojncRhwwXcu5VbB5VSCBwfxg+P2neFZfAen6F4v8I6dceLLr9zq2tXCT2sVl9nllFwsa3EJlV3SONWEgUtKOT0PEeCfhr49+HepeCPElzoOpeLLLS01m0g8OtrFvcalo1vdzRSWmJ7mVI5miihaB/wB9uVZdqtIqk10HgL4SeIvD4+Hk02mQ2Udt4o1jXrzTre4Qx6RBeQ3pjgBBAcq1wiHyht3MxGVG4zzSeg9DsvAn7Rnw/wDHt5qtjYeKtIN/pmo/2XJFJf26tcSbkRZIUWViY3dwiE8lgRjPXtLrxn4fsV1prnXdNt10RVfVGlvI1FgrIJFM+T+6BQhhuxwc9K8Tm+GXiTVfDvxf8K3GhT20uqaxceIdA137RbtaPcbYJLYBRL5yOk8Q3bo1XCnDnIrHm+EnjbxDqWkzXuhLY2njK6Fx4yt3vYZfsMVvfNdWsRw2JC0LG1YxBv4SeF3Uc0uqCyPeX+JXhGPxZF4WfxToq+J5Ruj0VtRhF642F8iHdvPygt06DPSmp8T/AAdJql3pq+LNDbUbOGa5ubRdShM0MUTlJZHTdlVR1ZWYjClSDgivnvX/AIf/ABR17xpZRSaRqVvplp43t9aaLT5NGt9EayS6Deeox9ue6KHdJvZAWMpBI2I+vqvwK8R6l8D/AIi6Ba2MOm65rHjC81+JI3t919CNTW4j3OVePdJDGqDzVIHyh12gijml2CyPdvCPjrw34/sJb7wx4h0rxHZQymGS50i9iuo0kABKFo2IDYZTg84I9a3K+ddHu9c+GkfizxxfaJ441jxPfRafpVrp3iy70OL+05PPkWGOI6YrAOpmfc8q/dI52qSv0UpJUEjB9KuMr7iCiiirEFFFFAHzF+2t/wAlzu/+vG3/APQTXg9e8ftrf8lzu/8Arxt//QTXg9fp2V/7jR/wr8j4nG/7zU9WFFFFeqcQUUUUAFdx8DTj4xeDT/1FLf8A9DFcPXcfA04+MXg0/wDUVt//AEMVy4r/AHep6P8AI2o/xY+qPt1eFAooX7ozRX5MfehRRRQAV4n8d/AfinV/HXgjxb4bk1t10SG/tZ4PDj6ct+pnWLZLENQU25A8pkblXxJ8pI3KfbKKmS5lZgfPXgP4N32k+Nvhjq39j6uLDR4vEVxcv4mk0572yubyeF0wLM+SA+Jyvk8KrbTtzirvhvw34x0P4lTW/hnSvEvh3wffale3Wq2+vXGlzacPNDs09j5Esl2kr3BEgWU+WFkl+VDtA94oqeRDufOXhLwT4rsvgm/w7u/h75GqaP4a1DSofEEl7ZtBezvG0YkttsjSg3BxI/nLDjPOTW1N8E31Lxd4Xs59EhtvCi+AL/wzqKwGJEjaWSy8uAIpzgLHPgqCq4PIyM+50Uci2C58nTfCf4p3/hOC+l0xYPGOoRt4T1CRb6FvL0l7SGB73ltpInga5VMtIFlK4JJAm8ZfAzxBpvibx9p9pZ+ML3wZ4ogtIY7XwbLoColvFZpbfZ5v7SUSqy+WWRonKgSZG18k/VdFL2aHzM8Hl+Cus6kvx8tY1j0668ZW0Njpms3DI0syLpUVuGlaP5gFl8zgjPLFRhhXJ6L8KvFWraLqaalpnjlNatfB1/oVgmtXHh1dNJliiX7PEbAJKRujQoZVVVCnO0nB+pKKfs0K7PH/AA78NdQ0H4p+ANRtNIg0/RNJ8F3Wi3RtjEiQzGeyeKEIpBIxFOQVG0YPTcM+wUUVaSWwgooopgFFFFABV3TPvXX/AF7v/SqVXdM+9df9e7/0qZbDW5SpP4vwpaT+L8KoQtFFFABSD7xpaQfeNAC0UUUAFFFFABRRRQAUUUUAFFFFABRRRQAUUUUAFFFFABRRRQAjdRS0jdRS0AJ/FV7S/v3X/XtJ/KqP8VXtL+/df9e0n8qmWw1uUqRs9utLSNzxVCFooooARsbeelKOnrQ33TXgurfEDV9N+PV5o3iPxhfeCdNkvLKDw1ZzabA2k67G0atPG928ZY3RkMsaxLNERtiYJKCd0ylyhue9UV5/ovxgtfEviSfTdM8O69e6TDfy6VJ4kgghawW6iyJEx5vn4V1aMyeV5YYY31wPwA+ODX3hfwFoevaX4jF3rUE0Fn4i1RUa31G5iRpZI1YymfdsWQhpI1RxExRmG0lcyuOx79RXk/gv9ozSfGuqeG7dPDfiPR7DxJ5yaRq2qW0EdvdyxRtI8QVZmlVtqSkM8ao4jYqzAqW4fw38ffE9qnwrsbfStU8eQ+I21NLzVTaWNjcSm3eUKqRG7REKbAWzkMgBX5yVC54hZn0hRXhHhj9pS+XSPHmq+K/CGp6Tp3h/XJNKtpomsyJmMkMUNu2LttsxeZcyNshAIJdcHF/4kfHDxT4R0Xwre2nw41qC41TxDb6TNYahNpzTeS+OUMd95Yd8kIWfAKNvCjaS+dWuFme0UV5Zr37QWn6DdasjeF/EV9aaDFDL4gvrOO1eHRfMjErLNmcNI0cTCRxbrNtU98gHzL4s+Mtas4/j5Jp+u6hAmn2ehSWDW13IotjICXMO0/Jv4yVxnvSc0gSPqCivMvFnx60vwtq+u2qaDrms2Hh0Rtr2r6bFAbXSQ6CQmUSTJJJsiIlYQJIVUjIyQKpeLv2kNH8H6n4hgk8N+I9S07w4IJdY1mxt4DZ2UMsccizFnmVpFCSbmWJXdQjEqAVLPmiuoWZ61RXP+OPHGmfD/wAM3GuaoZnto3jhigtYzLPczSuscMMSD7zu7qqj1YZIGSOIuf2itH0fT/Era94e8QeHdZ0OO3mfQb6K3ku7xLh/KtjbGCaSGXzJgYhiThxhtoIJbkluFmz1eivnbRfjdJpHxU+KGp+JrDxFoOnaTo2hRxeH9Q2Syi5nnvUUQJDLJC7zEwKGjcgkBWIKMF7HVP2i9K8N6Lr154h8M+I9Bv8ARmsTcaPPBb3N5JDdziCCeIW08qSIZN6kK5cGNhtztDLnQWZ6xRWX4Z1i617R4r290O/8O3DlgdP1N7dp0AJAJMEssfI5GHJwecHitSrEFFFFABRRRQAUUUUAfMX7a3/Jc7v/AK8bf/0E14PXvH7a3/Jc7v8A68bf/wBBNeD1+nZX/uNH/CvyPicb/vNT1YUUUV6pxBRRRQAV3HwN/wCSxeDc8f8AE1t//QxXD13HwN/5LF4N/wCwrb/+hiuXFf7vU9H+RtR/ix9Ufbq8qKKB0HaivyY+9CiiigArxP8AaD8eS+EfF3w8sLjx+fh1oGrXF8moarusY/8AV2++JfMvIZI1y4x0yc17ZXJ+JfAf/CRePPBviT7f9nPh17t/s3lbvtHnwGLG7cNu3Oehz0461Mk2tBo8q+Hn7Qmow+GfC9nq2ka5411vX5dUOiXWk2MFudUsLSdVju5PNkhii82GSOUMdiPzsA3Rq3WSftFaNDfK7aBr3/CM/wBqjRJfFaxQHTYbzzPJMbYm87aJyITKIjEHyN+ASOo1zwD/AGz8S/Cvi77f5J0Oz1C0Np5O7z/tJgO7fuG3b5HTBzu7YrgV/Z7v4YbjQH8WJJ8O5NebxCdEOk5v/MN0L0wC8EuPJ+1ZfHkeZt+TzP4qj30PQsaX8ZIvDr+K01G81XxVfjxc+haVpNtYW8FwZWt45ltYT5oR0RC7maZo+A27gAnM8bfGa2vLTwvqEsuo+Cv7L8WR2Wv2OrTxwPaxiznmKztFI8TRtH5UoIdlIKknIIHPaX8FY/jT4e8VXmpWJ06ObxxL4g0aLxRoTywyottHbE3NhceWzRuBNhW8tvuOCMAnpo/2XtH1PwjYeH9b03wYumw60mq3Vj4d8KLplneosDxCOWEzy5fLlvN3fwqNoIzU++9g0G6v+0PrjeLfh7baJ8P9eu9F8Sve5e6jtLe5miijLRyQpLdxmMHAkIlUMUIwoY7atXn7U2j2d5Ig8H+LrjT11+48LjU4LGBoH1KJ5UEKr53mESNFhZQnlguod0IcLKvwP8S2S+D5rbx2t7qXhS/u30681vS2vGksZ4mj+z3BW4jaWVFIAnDLkKN6M2WNuH4C+TpNtZDXv9T42k8Y+Z9jxnfdPcfZsb+Mb9vme2dvNP3w0NTR/jVb694e1O9tPCviOTWNN1NtHuvDqwQNexXQRZNrOsxt1QxujiRpgmGUbtxC1nS/tEaTB4cTUX8N+Iv7S/txvDkmgRW8Et9DfCNpFjbZM0RVlVSJFkKASKWKgOVx/GH7Nj+JofEgXXrVl1jxRH4kew1TSjeadKq2cNt9lurfzk+0JmESj5kw4Q4Ozk8A/s0p4H02ztY9YsVWHxX/AMJSYNL0ZLG1RjbeS1tDAkhEcYJJU5YgYDbmy5PfuGh1Oj/Gi313w/qd7aeFfEcmsabqbaPdeHVgga9iugiybWdZjbqhjdHEjTBCGUbtxC1Q/wCGhNK/4R+K7/4R7XjrkmuN4cXwyEtjffblQyGPf5/2cDyVMu8zbNo67vlrE8Yfs2P4nh8SBNetWGseKI/EjWGqaV9s06UJZQ232W6t/OT7RHmESj5kw+w4OznzHx3+z7cfDjwjo2mWpku7G58YS+IZrzwzoN7DBo8hsWjQR2GmSrcmPepC+VMhTepkaTa3mJuaDQ9k079orT77wz/akvhPxJY30utyeHrLQ7hLM3t7exlhIkYS4aNVXy5SXkkRdsZbO0qSt9+0ZpWm6bavc+GfEaa3Nro8OP4eSC3kvYL1rdriNXKzGHY8aqwkWQoBIpZlAcp5/wCF/g2/xa+Etro2taNYaWugeInv9GudW8P3BttVAUh7i802+ma4PmNNcqwmlEjsqzBhuWuy0D9niPSrTwymfCujS6L4jTXinhHwwNJt7kLaS24jeP7RId/74nzd3IULt6mmnNhoO0f9p7SdTuoIrjwj4q0iAa4PDd9d6hbWyw6dqLS+VHBKVnYvvYx4khEkf71MupJA1W+P2k/2xJEmg65J4ei1f+wpvFKx2406K98wQ+WQZhOR57LD5ghKbzjdgEipe/AX7ZpOrWP9u7Bf+NLbxfv+yZ8vybm3n+z4387vs+N/GN+dpxg8/Y/sq6bovjq71uxsvA99Z3WsvrMja/4MjvtVjeSUSypFfC4jKjfvMZaNzHkD5gAKPfDQ96q7pn3rr/r3f+lUqu6Z966/693/AKVpLYS3KVJ/F+FLSfxfhVCFooooAKQfeNLSD7xoAWiiigAooooAKKKKACiiigAooooAKKKKACiiigAooooAKKKKAEbqKWkbqKWgBP4qvaX9+6/69pP5VR/iq9pf37r/AK9pP5VMthrcpUh+906UtIPvE1QhaKKKAA/lXl3j74S6/wDEa4m0vVPFlrL4JuL63vpdMbRlN+vkukqwx3YmCLGZI1OTA0mGcBwdpX1BqXrzSaT0YHmng/4W+IPA+vXUOl+LbeLwXPqtzqw0ZtIDXaPcM0ssIujMV8kzSSSYEAcBtu/vVfR/gb/ZOm/C21/tvzf+EHupbnf9kx9t32lxb7cb/wB3j7Ruz833cY5yPU6KXKh3Z5ZovwN/sfTfhbaf2353/CD3Ut1v+ybftu+0uLfbjefLx9o3Z+bOzHfIytP/AGf9S8O6L4Ai0XxTawat4SvL64S6vtJaeC6jujL5iNCs6MrASjawkxleVOcD2iilyILs8otvhH4h0dvHlrpniDQZ9G8UX0l//Z+u+HXvlieZIknjl23cSzxMqOAhVCN/LOAQcGw/ZputL8Ff2XYeItP0vU4vEVt4js10/RDDo9jLCU/cw2AuMpE4VmZVmBMkjvkZ217Zp+qWWrLM1leQXiwzPbytbyq4jlQ4dGweGU8EHkHrVmjliF2eBeKv2WYPEHjLVfE3leBNU1LWkt5NR/4SzwUurgXEcKwl7ZjdRvDGyohMTNJggkNknPQ+Lv2f08UW/wAQ4I9ZXT4vFltp1sscdkCtkLTOMDeN4b0+Xb7165VbT9UstWWZrK8gvFhme3la3lVxHKhw6Ng8Mp4IPIPWjkj2C7PEfHH7Ldh4k8fa74ps7XwTez62YZbuPxl4OTW2jljiEQMEguIWjRkRMod43AsMZIPReLfgSnibwz8UdGj1dbCLxtaJaK0dmCtgFtFtgQu8bx8u7GV9PevVaKOSIXZx/wATvh2nxI8Ftog1GXSb2G4tr+x1GGJZDbXdtMk8Ehjbh1Eka7kONy5GQTkcNrX7Peo+MY9e1PxJ4qt7nxffLp6WOp6XpRtLXTxY3P2q2227zys/78szlpcsrbVMfWvaaKbinuFzwnWv2ZbrxzH44l8ZeKoNavvE9nptuRbaMkFpaPY3E80BWB5JfMjJlTfHK7liJPnCuqxpa/sxxjwrrOjFfA+gvf3enXK3fg/wYNJbFreJclJR9qk80N5YUcrsyx+bgV7vRU+zj2C7CiiitBBRRRQAUUUUAFFFFAHzF+2t/wAlzu/+vG3/APQTXg9e8ftrf8lzu/8Arxt//QTXg9fp2V/7jR/wr8j4nG/7zU9WFFFFeqcQUUUUAFdx8Dv+Sw+Df+wpb/8AoYrh67j4GnHxi8Gn/qKW/wD6GK5cV/u9T0f5G1H+LH1R9ujoMdKKF4UCivyY+9CiiigAoorzb4leLPF1j448IeGPCkmiWkmtQ30txfazbTXIt1gEJBSKOSPeT5hXaXX7wbd8u103YD0mivlq2+InxE+IPij4P3dlrulaBNdXuvabqVoun3M9pcXFk08LyFBdx7o28nciMSYyclnxivdfiF4wvfCd94Nhs47d01jXYtMuDOrErG0M0hKYIw2Yl5ORyeOeJUk9R2OworwbWvjR4ym1bXNJ0S20NL6DxxF4VtJb+KYxpA+mxXRmkCOC7q7t8o2hlULlSd4qR/G3xqzv4U/4kJ8Z/wDCZnwqusfYZxp3lCxF+bg23n793kEoI/P5k5DY4pc6DlZ7zY6xYapPew2V9bXc1jN9nuo4JldreXYr+XIAflba6NtODhlPQirdeJfs2Lq0evfGFNdksptVXxiVnl06N44JCNMsMOqOzFNy7SULNtJI3PjcfbaqLuriYUUUVQBRRRQAUUUUAFFFFABV3TPvXX/Xu/8ASqVXdM+9df8AXu/9KmWw1uUqT+L8KWk/i/CqELRRRQAUg+8aWkH3jQAtFFFABRRRQAUUUUAFFFFABRRRQAUUUUAFFFFABRRRQAUUUUAI3UUtI3UUtACfxVe0v791/wBe0n8qo/xVe0v791/17SfyqZbDW5SpF6mlpF6mqELRRRQAH/Oa+e7X4T+C/ib8fPi2vizwnoviMx2ekQxS6nYRzywq9vMG8t2XdGTxyhByAc5Ax9CH/OK8/wDEvwJ8IeLNe1LWb+DVor/U4o4L7+zvEGoWMV1GilEWWKCdI3AViPmU8HB4qJR5rDR5J4Q+LmtaH8N9I0+28Qw3Fw2tavp2n6lfaRqHiK+vbG0u5IopVtbQrLONgVXuGkUAhc7zIKqad8TPH3xM1r4Iavpmt2Hh0as2r21/ZS6VdNBPPbLJG7vCbmJgp8vKRyAtExyS+MV7j4g+DPhHxFb6JDJpk2mDRIWttNfQr+40qS0hZVVoY3tZI2EZCJ+7zt+ReOBVRfgL4Hh0DQNGtNIm0yw0C5lu9L/s3Ubq0ltHlLmQJLFIsgRvMcGPdsIIGMAAZ8su47o8ssv2kPFWseLLqTTtGuLvRLXxJJoT6Pa+ENWuJ3gjufs0t1/aaf6IpVt0pjKEBEKlw540bj4y+PrG7k1u4Tw4fCkPjRPCh0+K1uDfTRyXotFuBOZgkbK8kZMfluGCMd67gq+lt8GfC6+Jpdeto9W02+muxfTRaZrt/Z2k8425kktYZ1hdm2jduQ7/AOLdV64+F/hi60x9Pl0zdZtrCa8Y/tEo/wBOW4W4WXO7PEqq23O3jGMcVXLLuF0eEaH438XfDXTfFHiKJtCk8IRePriwuNMktpjfzrcaisBljnEixxlGmUiIxOGEZzIu7CbfiD9obV9J+IthaWt5pup6DL4jh8Pz21n4e1KRY/Mfyt/9r5W081ZCN0GwkENHvLDI9DT9n/wJH4lbXV0aUXz6h/a0kY1G6+yzXu8uLmS283yZJVY5V3QldqbSAi4jk/Z78By68mrNpN0biPUhrMVv/at59jhvhIJPtMdr53kxyFsksqAtvcHIdgVyz6BdHB3Hxl8e2N5Jrc6eHD4Uh8ap4UOnx2twb6aKS9Fotx55mCRsrSRkx+W4YIx3qWCrxWgfHm+8B33xH03TtOt1h8O6hr3iTU21JHRtQt455cW9gMrvcMq+ZN8yQhkBV2fC/R1x8L/DF3pr6fLpm6zbWE14x/aJR/py3C3Cy5DZ4lVW2/d4xjHFU9Q+C/grVkt1vNBhuBBqVxq8ZeWXIuZwwnOQ2SkiuyvEf3bqdrKV4o5ZdGF0eSaD8fvG/wDZut3Ooab/AGikXhm71mG8Hg3V9GtbG6gjDi2lkuztuFkD/K8ZjP7psr84I63wB8RvGknxE0Xw94u/sCeLX/DsuvWn9i208LWTRSwI8EjySv54xdJiQLF9xsoMjHTaP8DvCmhWN9Y2y61Jpt5YyabJp954j1K6tVt3UKUjhluGjjwowCiqVGQpAOK6CHwPolvr2l61HZbdT0zT5NKtJ/Nf91ayNEzx7d205MER3EEjbweTlqMurC6N2iiitSQooooAKKKKACiiigAooooAKKKKAPmL9tb/AJLnd/8AXjb/APoJrweveP21v+S53f8A142//oJrwev07K/9xo/4V+R8Tjf95qerCiiivVOIKKKKACu4+Bpx8YvBp/6itv8A+hiuHruPgb/yWLwbnj/ia2//AKGK5cV/u9T0f5G1H+LH1R9ur90ZooXlRRX5MfehRRRQAVmXnhrTdQ1/TNauLbzNT02OaK1n3sPLWXZ5g2g4OfLTqDjHGK06wfF3j/wv8P7WC68UeJNI8N21w/lwzavfRWqSPjO1TIwBOOcCk7dQMG4+Bvgy407S7NdNubSPS9QutVsprHU7q1nguLh5HnZZopVk2u00mU3bDkDbgADoPGXgnR/H2jf2XrdtJParNHcxvb3MttPDLGwZJIpomWSNwR95GBwSM4JFWfDfijRvGWjw6toGrWOuaVOWEV9ptylxBIVYq210JU4YEHB4IIrTosrBqcRoPwU8GeGY1XTdG8jGqrrhdrueR5L8QCA3Ds7lndkHzFid7Fnbc7Fi7V/gz4P1yHVI7rSpN+paomtz3Fve3EFwt6kSQrPFNHIskL+VGqZiZcruB+82e1qlda5p1jqVjp1zqFrb6hfb/slpLMqy3Gxdz+WhOX2jk4BwOTSsg1MbwJ8NfDnwzs9QtvDenf2fFqFz9tuy08kz3Fx5aRtM7SMzM7LEhZicu2XYlmZj01Utc1qz8N6Lf6tqMpt9PsYJLq4mCM+yNFLM21QScAE4AJrP8QeOdE8L+EZPE+p3pttDjijma68mR8I5UKdiqW5LL24zzT0QG7RRRTAKKKKACiiigAooooAKu6Z966/693/pVKrumfeuv+vd/wClTLYa3KVJ/F+FLSfxfhVCFooooAKQfeNLSD7xoAWiiigAooooAKKKKACiiigAooooAKKKKACiiigAooooAKKKKAEbqKWkbqKWgBP4qvaX9+6/69pP5VR/iq9pf37r/r2k/lUy2GtylSL1NLSL1NUIWiiigBGAPWlHIBo/SkXpQAtFFFABRRRQAUUUUAFFFFABRRRQAUUUUAFFFFABRRRQAUUUUAFFFFABRRRQB8xftrf8lzu/+vG3/wDQTXg9e8ftrf8AJc7v/rxt/wD0E14PX6dlf+40f8K/I+Jxv+81PVhRRRXqnEFFFFABXcfA3/ksXg3/ALCtv/6GK4eu5+Bv/JYvBn/YVt//AEMVy4r/AHep6P8AI2o/xY+qPtwdB2opF+6PpS1+TH3gUUUUDCvFPjvDrFx8Tvg5HoOoWOl6o2q6h5V1qNk93Cn/ABLp92YkmhZsjIGJBg4POMV7XWD4u8A+GPiBa29r4o8OaR4ktoHMkUOr2MV2kbEEblWRSAccZHNTJcysGx5/44n8az+Mvh54Xh8Zf2JJqVpfyatqGjaVCGmMAgK+Qlz54hOXI+bzBtZhgnay+QaZeeI/iR4u+CN/qnjPUrHVYdT8SaQ95p9rYoZ2s3uIfO2yW7qHljgG8L8o52Kh5r6h0HwN4b8M2unQaP4e0rSYNPWVbOKwsooEtRK26URKigIHbltuMnk1X1T4a+ENZ0mDTNQ8KaHf6bBdtfRWd1p0MsMdw7szzKjKVEhaR2LgZJdjnJNQ4NsfNoeGat8YvF2g3l9o9xq6yaj4U1y81DWnNvCr3WhxyW7qNuzAP2e/QhkClmtWG7JYGXRfHGs+I/iF4A125kt9SsNY1nxC2ko9hbmWHT4bYxwLDNs3qJTCZtwbLCYKcqAB77N4S0O5vtRvZtF0+W81K2Fne3D2sZkuoBkCKViMug3N8rZHzHjmnW3hbRbNdJW30ewgGkRmHTRHaov2KMpsKQ4H7tdgC4XAwMdKOV9x3R88WGv674w/Z61HxdrXj37bL4m8Jaldv4ZktbWOG2kNuzGK2KIs2YDmN/NeXJBJ2muR1zxvrPjf9n34jjXLp9GvNKsrCyXwW0MYewh82Mw3ckwDGYzqNwKN5ShSnLo7V9Q2Xww8G6bqWsX9p4R0G0v9YSRNTuoNMgSW+WQkyCdwuZQx5IYnJ61b1DwH4a1aQyX3h3SbyQ2gsC1xYxSH7MHDiHJX/VhlVtnTKg4yKXs31YcyPGPi18Xdb8H+Evj9ewa9Fptz4XtLeTR3mjh/0Z5bNGTh1w++ckDfuy2VHTFZPxT8cePNJh+MHiPTPGlxptl4Htre9sdGj060eK5b7HFcSx3EjxtIY2+ZQIzGy72O9vlC+7a98NfCHirWE1bW/Cmh6zqqWz2aX2oabDPOsDBg0QkdSwQiSQFc4Idh/Ec37zwpomo2uqW13o+n3Vvqq7NQhmtUdLxdgTEwIxINgC4bPAA6U3GT6hdHzf408ffEDxV8SfFug+GfEHinR7rTdV0zTtNt9D8OwXGmSQPHby3ktxfXFrLHHKizS8GRAoSIBJGYg/UUalI1Uu0hAALtjJ9zgAV8afF3wtoupfC79onxde6RY33irR9WuYtL1y7tkmvdPSK0tWiW3mcF4QjMzKIyu1mLDBOa+ybf/j3i5J+Uck5PSiF7u/8AW4mSUUUVqIKKKKACrumfeuv+vd/6VSq9pf8Ay9/9e71Mthrco0n8X4UtJ/EPpVCFooooAKQfeNLSfxH6UALRRRQAUUUUAFFFFABRRRQAUUUUAFFFFABRRRQAUUUUAFFFFACN1FLSN/X+tLQAn8VXtL+/df8AXtJ/KqLfeH1q9pn3rs9/s0v/AKDUy2GtylSL1NLSD7x+lUIWiiigApF7/WlpF6t9aAFooooAKKKKACiiigAooooAKKKKACiiigAooooAKKKKACiiigAooooAKKKKAP/Z)

Abbildung : Swot-Analyse (eigene Darstellung)

Es muss unbedingt darauf geachtet werden, dass mit den Kapazitäten schonend umgegangen wird, damit keine Stilllegung des Projektes droht. Gleichzeitig muss die IT-Infrastruktur gesichert sein, um Ausfälle der Software, Schnittstellen oder Datenbank zu vermeiden. Kommunikation ist elementar für jedes Projekt. Die Kommunikation mit den Stakeholdern ist noch ausbaufähig und aufzuholen. Die Nutzung des Know-Hows und der IT sichert Ausfälle und Probleme ab, da schnell eingegriffen werden kann. Das bestehende Fachwissen über die Daten und die Technik sind immer ausbaufähig, um den Automatisierungsprozess optimal zu gestalten.

## Text in Medas

TiM hat ein gemeinsames Pressearchiv (**MDH:Presse**) für die gesamte ARD inklusive der Sphinx-Partner BR, DRadio, HR und MDR als Ziel. Das soll zum einen Kosten und zum anderen Aufwände sparen. Das wird erreicht, indem Betriebskosten geteilt und dokumentarische Workflows vereinheitlicht werden. Für MDH:Presse wurden zu diesem Zweck die drei Leitplanken „Reduzierung“, „Standardisierung“ und „Automatisierung“ ausgesprochen. Teil des Projektes ist die Entwicklung eines Primärdatenspeichers für Textinhalte ohne die Endnutzerrecherche oder das Textmining. Diese sind von der eigentlichen Datenspeicherung entkoppelt. Zeitplan für die Fertigstellung ist nach Verschiebungen nun das erste Quartal 2023. Grund für die Verzögerungen waren sowohl personale Engpässe als auch die Corona-Pandemie. Aus Kosten und Ressourcengründen wurde außerdem beschlossen, dass sich alle Projektressourcen auf die Umsetzung von MDH:Presse konzentrieren sollen und sich TiM-seitig vorerst nicht mehr mit MDH:Mining befasst werden kann. Aus der Perspektive von TiM sind weitere Textmining-Funktionalitäten in MDH:CS nicht kritisch für Projektabschluss.

An dem Projekt sind neben dem Projektteam und der Projektleitung auch ein Migrationsteam für die Sphinx-Partner beteiligt. Aus Sphinx wurden alle Artikel von Regionalquellen, die es in der PAN-Textdatenbank nicht gab, und alle Artikel aus Regionalausgaben überregionaler Quellen, die es in der PAN Textdatenbank nicht gab, migriert. Die Erschließungsdaten wurden dabei, soweit es möglich war, auf das vorhandene NDB-Vokabular gemappt. Zusätzlich wurden alle Sphinx-Erschließungsdaten in Rettungsfeldern gesichert.  
TiM ist Teil des Kooperationsprojektes MEDAS, dass den Media Data Hub Entwickelt. Der Datenspeicher (MDH:Presse) ist, wie bereits erwähnt, von den anderen Komponenten abgekapselt. Die Crossmediale Suchfunktion (MDH:CS) und das Mining (MDH:TM) sind separat (siehe **Abbildung 2**).



Abbildung : Übersicht Komponenten MDH

In der Abbildung wird deutlich, dass die zukünftige Recherche keinen direkten Zugang zum Datenspeicher mehr hat. In diesem Modell hat das zur Folge, dass die Anpassung von Metadaten rechercheseitig nicht mehr möglich ist. Das Textmining ist nicht an MDH:Presse angebunden (keine TM-Vorschläge mehr auf Input-Seite). Es spielt erst für die Recherche in der MDH:CS eine Rolle. Recherchen für redaktionelle Zwecke werden ausschließlich in der MDH:CS ausgeführt. MDH:Presse bietet rudimentäre Suchmöglichkeiten, die zur Bearbeitung auf der Input-Seite notwendig sind. Generell enthält die MDH:Presse aber ein reduziertes Nutzer\*innenkonzep t bei dem alle Beteiligten alle Publikationen sehen und bearbeiten können, aber der Umfang der Editierungsrechte unterschiedlich sein wird. Das bedeutet, dass bestimmte Rollen (Dokumentation, Datenpflege oder Administration) unterschiedlich-tiefgreifende Rechte haben werden. Mit diesem Konzept ist also keine Feinerschließung im bisherigen Workflow mehr möglich. Die Indexierung einzelner Metadaten erfolgt sofern notwendig für z.B. Biografisches, Interviewte etc., mit dem NDB-Standardvokabular. Eine Neuanlage wird nur direkt in der NDB möglich sein und wandert so über Umwege in MDH:Presse, dass dazu selbst keine Möglichkeit bietet.

### Systemübersicht von MDH:Presse

In **Abbildung 3** ist das aktuelle, auslaufende System abgebildet. Dort liefern die Verlage und internen Scanstation der unterschiedlichen RFAs die Pressedaten an. Anschließend werden sie in einer Art und Weise ingestiert und sind dann sowohl für die Erschließung bereit als auch für die Recherche verfügbar. Der Ablauf für die vier Sphinx- und sieben PAN-Partner ist dabei nahezu identisch. Bei den PAN-Partnern erfolgt beim Ingest ein zusätzlicher PAN-Convert unabhängig von der Textdatenbank in das PAN-XML-Format. Dieser Schritt ist im Sphinx-System neben der Erschließung und der Recherche bereits integriert, nutzt dafür aber eine anderes Inputformat.



Abbildung : Systemübersicht (Aktuell)

Im neuen System, wie in **Abbildung 4** zu sehen, findet ein gemeinsamer ARD Convert beim Ingest der Daten statt. Alle Artikel werden über das Informationsverarbeitungszentrum (IVZ) zugeliefert, können aber verschiedene Quellen haben. Zum einen die Inhouse Abos, also die Bereitstellung über die Verlage bzw. deren Dienstleister, die sich momentan noch in Verhandlungen befinden und den Clipping- und Scan-Stationen für Artikel aus ePaper oder Papierquellen).

Die Ingest-Komponente konvertiert die Datenlieferungen in TiM-XML und liefert die Artikel an den MDH:Presse Primärdatenspeicher. Zu diesem Zeitpunkt enthalten die Artikel lediglich Daten, die aus ihren Quellsystemen übernommen werden konnten. Die manuelle Vergabe weiterer Metadaten ist zu diesem Zeitpunkt optional. Von MDH:Presse aus werden die Datensätze in die MDH:Umgebung weitergegeben. Dort werden sie durch Textmining Services der MDH:Mining analysiert, mit Daten angereichert und an die Suchüberfläche MDH:CS weitergegeben. Die Mining Daten werden nicht an MDH:Presse zurückgegeben. In MDH:Presse gibt es keine „Vorschläge“ aus einem Mining-System. Das Mining läuft, nachdem ein Artikel in den MDH ingestiert wurde. Ein Zurückschreiben der Miningdaten nach MDH:Presse erfolgt nicht. Mining-Ergebnisse können in MDH:CS teilweise betrachtet, aber nicht editiert oder korrigiert werden.



Abbildung : Systemübersicht (zukünftig)

Die Unterschiede zum alten System sind deutlich. Jeder Prozessschritt findet in einem in sich geschlossenen System statt. Der Ingest ist getrennt vom Datenspeicher und dieser wiederum getrennt von der Recherche und dem Mining. Außerdem werden alle Rundfunkanstalten von einem System bedient.  
Die Komponenten, die MDH:Presse besitzt, sind in **Abbildung 5** dargestellt.



Abbildung : Systemübersicht – Komponenten MDH:Presse

Über die Importkomponente werden die Daten aus dem neuen ARD Presse Convert, sowie aus den Bestandsdaten aus Sphinx und PAN importiert. Die Export-Komponente auf der anderen Seite bildet die Schnittstelle zur MDH:CS und zum MDH:Mining. Eine rudimentäre, Suchfunktion dient vornehmlich der Bearbeitung auf der Inputseite. Eine weitere wichtige Komponente ist die Quellensteuerung zur Bearbeitung von Sperrvermerken und der Steuerung der Rechte-und Lizenzlage. Außerdem besitzt das System eine Image-Anzeige für die Faksimile und einen Editor zur Erschließung und Bearbeitung der gelieferten Quellen. Der Editor ist eine wichtige Komponente, da er das Werkzeug ist, mit dem die Metadaten gepflegt werden können.

## Stakeholderanalyse

Beim MDH-Projekt mit allen Untergruppen wie z.B. TiM sind alle Rundfunkanstalten innerhalb der ARD beteiligt. Um den Überblick zu bewahren, ist es im Vorfeld deshalb wichtig eine Stakeholderanalyse durchzuführen, um einerseits alle relevanten Personen und Gruppen zu identifizieren und deren Einfluss und Interesse abzuschätzen, aber auch andererseits nicht in die Gefahr zu laufen es allen Beteiligten/Interessierten recht machen zu wollen. Der Einfluss und das Interesse der Stakeholder können dabei variieren. Während es manche Stakeholder mit hohem Interesse und gleichzeitig niedrigem Einfluss gibt, haben andere Stakeholder mehr Einfluss auf das Projekt, aber dafür ein geringeres Interesse.   
Bei der Analyse der Stakeholder bietet sich dabei eine sogenannte Influence/Interest-Matrix an (siehe **Abbildung 6**). Dort werden die Stakeholder in verschiedenen Zonen gruppiert und idealerweise je nach Zone unterschiedlich behandelt. Stakeholder mit einem hohen Einfluss und einem geringen Interesse müssen vor allem zufrieden gestellt werden. In diesem Projekt sind das unter anderem die Archivleiter\*innen der unterschiedlichen Landesrundfunkanstalten.

Zu den Stakeholdern mit einem ebenso geringen Interesse wie Einfluss sind die Öffentlichkeit oder auch Entwickler\*innen. Während die Öffentlichkeit von den Entwicklungen nichts aktiv mitbekommen und im besten Fall nur passiv durch bessere Berichterstattung davon profitieren, spielen die Entwickler\*innen im Projektrahmen noch keine Rolle, da die Implementierung noch aussteht.

Wichtiger sind die Stakeholder im unteren rechten Quadrat. Vor allem die Dokumentar\*innen haben ein großes Interesse am Projekt. Ihr Input ist dabei vor allem in der Anfangsphase wichtig zu berücksichtigen. Später ist der Einfluss allerdings geringer. Dennoch sollten sie regelmäßig den Fortschritt informiert werden. Das führt später zu einer höheren Akzeptanz des Ergebnisses.   
Hohen Einfluss und hohes Interesse haben dagegen die Projektverantwortlichen von TiM, sowie die AG Mining, die das Mining in der MDH:Mining betreut. Mit diesen Stakeholdern muss ein ständiger Austausch gewährleistet sein, um deren Bedürfnisse zufriedenzustellen und um auf Änderungen eingehen zu können.

****

Abbildung 6: Influence/Interest-Matrix (eigene Darstellung)

# Grundbegriffe der natürlichen Sprachverarbeitung und KI

Teile des folgenden Kapitels und diverse Erkenntnisse zur Klassifikation von Textdaten, die in **Kapitel 6** relevant werden, wurden im Rahmen einer Masterarbeit erarbeitet. Darin wurde untersucht, ob Texte der Mediatheksseiten von Filmen aus dem Dokumentationsbereich der ZDF-Mediathek typisch für die jeweiligen Rubriken sind (Schumacher, 2020).

## Natürliche Sprachverarbeitung

Eines der Alleinstellungsmerkmale der Menschheit ist die hochkomplexe Kommunikation durch natürliche Sprache. Sie entwickelte sich im Lauf der Zeit immer weiter und wurde effizient. Der Entwicklungsprozess ist dabei nie abgeschlossen. Sprache und Wörter können mehrdeutig sein. So könnte mit *Maus* beispielsweise ein Nagetier oder die Maus des Computers gemeint sein. Diese Ambiguität wird meistens durch den Kontext aufgelöst. Mit der Veränderung der Wortform geht auch immer eine Änderung der Bedeutung einher. In (Jurafsky, 2020, p. 96) wird dieses Phänomen das Kontrastprinzip genannt. So würde **H2O** in einem wissenschaftlichen Kontext durchaus angebracht sein, in einer Getränkewerbung eher nicht. Die Annahme liegt deshalb nahe, dass bestimmte Wörter oder Satzstrukturen typisch für gewisse Gattungen sein können und Pressetexte eine auf ihre Art und Weise eigene Sprache verwenden.

Die stetige Veränderung und die Variation von Sprache machen den maschinellen Umgang mit ihr zu einer Herausforderung (Kamath, 2019, p. 88). Maschinelle Systeme müssen damit umgehen, dass Texte auf verschiedenen Sprachen verfasst werden, verschiedenen Gattungen angehören oder verschiedene demographische Eigenschaften der Sprecher\*innen oder Schreiber\*innen reflektieren (Jurafsky, 2020, p. 13).

Mathematisch betrachtet, ist Sprache hochdimensional, weil sich der Inhalt oder die Aussage eines Dokumentes sich aus dem Gesamtkontext ergibt und sich Wörter aufeinander beziehen. Wie in **Abschnitt 3.3** näher beschrieben wird, muss Text deshalb in eine nummerische Darstellung umgewandelt werden, damit Algorithmen ihn verarbeiten können. Dadurch entstehen komplexe, hoch dimensionale Vektoren.

Bei der natürlichen Sprachverarbeitung geht es generell darum, dass Maschinen bzw. Algorithmen, Sprache verstehen und interpretieren (Kamath, 2019, p. 11). Deren Bedeutung nimmt stetig zu, denn viele Anwendungen inkorporieren in irgendeiner Form Technologien der natürlichen Sprachverarbeitung. Diese sind auch in der ARD mittlerweile schon zu festen Bestandteilen in Systemen wie zum Beispiel dem MDH:Mining geworden oder auch in PAN und den Fernseh- und Hörfunkdatenbanken. Für die Verschlagwortung oder Bestimmung von Spam müssen Algorithmen relevante Informationen erkennen und extrahieren, um sie nutzen zu können.[[4]](#footnote-4) Ob nun Emails in Spam oder nicht Spam oder Dokumente anhand ihrer Schlagwörter in verschiedene Kategorien aufgeteilt werden, ist methodisch ähnlich. So schlussfolgern (Kamath, 2019, p. 109), dass die meisten Probleme im Bereich der natürlichen Sprachverarbeitung eine Klassifikationsaufgabe sind. Für sie bietet (Sebastiani, 2002, p. 1) eine treffende Definition in dem er sie allgemein als "[…] the activity of labeling natural language texts with thematic categories from a predefined set [...]" bezeichnet.

## Vorprozessierung

Nicht nur vor der Klassifikation von Texten, sondern vor nahezu jeder Verarbeitung natürlicher Sprache müssen Normalisierungsprozesse erfolgen (Jurafsky, 2020, p. 14). Zur Vorprozessierung von Textdaten zählen mehrere Schritte, die nicht alle zwingend notwendig sind, in der Regel aber häufig durchgeführt werden. Notwendig ist in jedem Fall immer die Segmentierung und Tokenisierung der Textdaten (**Abschnitt 3.2.1**). Oft wird ebenfalls eine Lemmatisierung oder Stammformreduktion durchgeführt (**Abschnitt 3.2.2**).

### Segmentierung und Tokenisierung

Im ersten Schritt müssen die Texte tokenisiert bzw. segmentiert werden. Dies bedeutet allgemein die Zerlegung des Textes in kleinere Einheiten. Im Bereich der natürlichen Sprachverarbeitung meint Tokenisierung meistens die Zerlegung in einzelne Wörter. Dabei können zwei Arten unterschieden werden, um über Wörter zu sprechen. Mit **Types** sind alle einzigartigen Wörter eines Korpus gemeint. Diese Wörter bilden das sogenannte Vokabular **V** eines Korpus (Baayen, 2001, p. 1). Im Vergleich dazu meint **Tokens** "jedes einzelne Vorkommen eines Wortes (oder einer anderen Einheit) in einem Text" (Wiktionary, 2022, Token). Während also jeder Type in einem Korpus einzigartig ist, können Tokens beliebig oft auftauchen. Die Häufigkeitsverteilung von Wörtern in einem Korpus ist dabei tendenziell immer sehr ungleichmäßig (Leopold, 2002, p. 425).

Bevor Häufigkeitsverteilungen von Types und Tokens eines Korpus erstellt werden können, müssen die Grenzen zwischen einzelnen Tokens bestimmt werden. Dabei ergibt sich eine Reihe von Schwierigkeiten. Generell könnte angenommen werden, dass Tokens an Leerzeichen getrennt werden (Jurafsky, 2020, p. 12). In vielen Fällen ergibt es Sinn, Schreibweisen wie zum Beispiel bei Zahlen und Währungsangaben (504 Mio. EUR, 504.000.000 €) zu vereinheitlichen. Darüber hinaus ist es sinnvoll Abkürzungen wie **SWR** und die ausgeschriebene Variante **Südwestrundfunk** zu standardisieren, da sie dieselbe Entität beschreiben. Probleme entstehen beispielsweise, wenn Tokens am Leerzeichen getrennt werden, da es viele Begriffe gibt, die sich aus mehreren Wörtern zusammensetzen **Hochschule Darmstadt Dieburg**.

Ein anderer Faktor ist die Groß- und Kleinschreibung. Die Schreibweise kann vereinheitlicht werden. Das kann Auswirkungen darauf haben, wie gut Nomen von Verben und Adjektiven unterschieden werden können. Für Textklassifikationsaufgaben, sowie für die Extraktion von Informationen oder auch die maschinelle Übersetzung kann die Groß- und Kleinschreibung hilfreich sein. Die Beibehaltung der Unterschiede zwischen zwei Wörtern durch ihre Schreibweise kann den Vorteil der Generalisierung überwiegen (Jurafsky, 2020, p. 21).

Eine Standardisierung von Schreibweisen ist nur bedingt maschinell umsetzbar und erfordert in der Regel deshalb einen hohen händischen Aufwand, der mit den verfügbaren Kapazitäten im Rahmen dieser Arbeit nicht möglich gewesen ist.

### Stammformreduktion und Lemmatisierung

Die aus der Tokenisierung entstanden Tokens könnten nun dem Algorithmus zur Klassifikation übergeben werden. Es gibt allerdings Gründe, die für weitere Schritte bei der Vorprozessierung der Daten sprechen. Angenommen ein Text, mit dem der Algorithmus trainiert wird, enthält die Wörter **Lauf** und **Läuferin**. Ein Text aus den Daten, mit denen der Algorithmus getestet wird, enthält hingegen nur das Wort **laufen**. Menschen erkennen diesen Zusammenhang leicht. Für den Algorithmus ist dies ohne weiteres nicht möglich, weil das Wort aus den Testdaten nicht in den Trainingsdaten vorkommt. Deswegen kann es in vielen Anwendungsbereichen sinnvoll sein, nach der Tokenisierung bzw. Segmentierung von Textdaten weitere Schritte zur Normalisierung der Daten vorzunehmen.

Eine Reduzierung auf den Stamm hilft bei dem oben genannten Beispiel. Diese Aufgabe übernehmen spezielle Algorithmen, die im englischen **Stemmer** genannt werden. Ein Stemmer trennt die Affixe der Wörter ab, sodass nur noch der Wortstamm übrig bleibt (Bengfort, 2018, p. 72). Die Wörter **laufen** und **Lauf** werden von einem Stemmer beide auf **lauf** reduziert. Die auf den Stamm reduzierten Dokumente kann der Klassifikator nun erkennen und dasselbe Thema bestimmen.

Ein Stemmer kommt bei stark flektierenden Sprachen wie der Deutschen an seine Grenzen. Oft ändern sich in diesen Sprachen Stämme. Im Deutschen passiert dies oft bei der Pluralbildung wie in **Haus** und **Häuser**. Für solche Sprachen bietet sich deshalb die Lemmatisierung von Wörtern an. (Jurafsky, 2020, p. 3) bezeichnen sie bei komplexen Sprachen sogar als essenziell. Hierbei werden Wörter auf ihre Grundform, das **Lemma** zurückgeführt. Beispielsweise lassen sich die Wörter **gewesen** und **war** auf die Grundform **sein** zurückführen. Algorithmen zur Lemmatisierung von Wörtern greifen häufig auf Wörterbücher zurück, um die Lemmata zu erkennen (Bengfort, 2018, p. 72). Diese Algorithmen sind komplex und zeitaufwendig, weshalb oft darauf verzichtet wird und lediglich ein Stemmer zum Einsatz kommt oder nur mit tokenisierten Daten gearbeitet wird (Jurafsky, 2020, p. 21).

### Stoppwortentfernung

Neben der Stammformreduktion und Lemmatisierung werden häufig sogenannte Stoppwörter aus den Daten entfernt. Stoppwörter sind sehr frequente Wörter, denen generell eine geringe Bedeutung zugeordnet wird (Jurafsky, 2020, p. 61). Damit sind sie nicht entscheidend für die Bestimmung einer Klasse. (Indurkhya, 2010, p. 458) nennen unter anderem Artikel, Präpositionen, Konjunktionen oder Pronomen als typische Beispiele für Stoppwörter im Englischen. Diese lassen sich auch auf das Deutsche übertragen. Um die Stoppwörter eines Korpus zu ermitteln, könnten alle Wörter absteigend nach ihrer Frequenz sortiert werden und anschließend die beispielswese 100 häufigsten entfernt werden. Eine andere Möglichkeit bietet die Verwendung einer der vordefinierten Stoppwortlisten (Jurafsky, 2020, p. 61).

## Text als Zahlen

### Sprachmodelle

Während die Entscheidung darüber, ob die Textdaten unbehandelt bleiben oder vorprozessiert werden, diskutabel ist, ist die Vektorisierung der Daten ein unerlässlicher Schritt für die Textklassifikation (Bengfort, 2018, p. 55). Die Autor\*innen weisen weiter daraufhin, dass dafür ein Umdenken darüber stattfinden muss, wie Sprache verstanden wird. Formal muss Sprache also weg von einer Sequenz von Wörtern hin zu Punkten in hoch-dimensionalen Räumen verstanden werden. Diese Punkte können, so beschreiben Sie weiter, nahe beieinander, weit voneinander entfernt, eng gebündelt oder gleichmäßig verteilt sein. Es liegt nahe, dass Dokumente mit ähnlicher Bedeutung im Vektorraum auch näher zusammenstehen und nicht verwandte Dokumente weiter voneinander entfernt sind.

Mit einem Vektorraum wird eine Kollektion von einzelnen Vektoren beschrieben. Jeder Vektor steht dabei für ein einzelnes Dokument (Jurafsky, 2020, p. 100).

Bei der Modellierung des Vektorraums gibt es nun verschiedene Optionen. Eine Variante ist die Umwandlung in das sogenannte **Bow-**Modell (Bag of words) (Bengfort, 2018, p. 55). Dazu werden alle Dokumente als Vektor mit der Länge des Vokabulars **V** des Gesamtkorpus repräsentiert. Wie in **Abschnitt 3.1** beschrieben, wird mit dem Vokabular eines Korpus die Menge aller einzigartigen Wörter (Types) bezeichnet.

Ein Dokument im Vektorraum enthält also für jedes Wort im **Vokabular V** eine Dimension, auch wenn das Dokument nicht alle Wörter aus **V** enthält. Der Vektorraum **X** eines Korpus mit **n-**Dokumenten könnte wie in unten abgebildetaussehen. Jede Zeile steht dabei für ein Dokument im Korpus, dass aus Featuren **xn** mit der Länge des Vokabulars **V** = **n** besteht.

***X =***

Anstelle der Wörter steht in jeder Dimension, wenn nicht weiter spezifiziert, dann die Häufigkeit ihres Auftretens im Dokument. An vielen Stellen im Vektor stehen lediglich Nullen für die Wörter im Vokabular, die gleichzeitig aber nicht im Dokument auftauchen. Die Vektoren, die daraus entstehen, werden deshalb als spärlich bezeichnet. Außerdem geht in dieser Repräsentation die Wortfolge und somit der Kontext verloren. Dadurch ist das Modell einerseits simpel aufgebaut und einfach nachzuvollziehen, andererseits entstehen durch den Verlust der Wortfolge eine Reihe von Problemen. So können zwei Sätze bei Verwendung gleicher Wörter die gleiche Repräsentation, aber unterschiedliche Bedeutungen haben. Trotz der Nachteile sind BoW-Modelle als Basismodell nützlich (Bengfort, 2018, p. 125).

*Die Katze frisst die Maus.*

*Die Maus frisst die Katze.*

Eine andere Art der Repräsentation sind sogenannte **n-gram**-Modelle. Anders als bei BoW-Modellen wird bei diesen ein kleines Kontextfenster für jedes Wort betrachtet und somit zumindest die unmittelbare Wortfolge berücksichtigt. Das **n** steht für die Anzahl der Wörter im Kontextfenster. (Bengfort, 2018, p. 125) merken an, dass bei n-Gramm-Modellen viele, nicht aussagekräftige Kandidaten entstehen und dadurch der Rechenaufwand die Verwendung dieser Modelle nicht rechtfertigt.

### Vektorisierung und Gewichtung

#### Einfache Termfrequenz

Grundsätzlich wird mit der Vektorisierung der Textdaten direkt eine Gewichtung vorgenommen. Bei der bereits kurz eingeführten Termfrequenz erhalten Wörter, die besonders häufig auftauchen, höhere Gewichte als seltene Wörter.Es ist generell sinnvoll, die Termfrequenz noch zu normalisieren. Zum Beispiel durch die Dokumentenlänge (Bengfort, 2018, p. 57). Dies ist nötig, da Dokumente eines Korpus unterschiedliche Längen haben und somit Wörter häufiger in langen Dokumenten auftauchen können als in Kurzen. Dadurch kann dann die Annahme entstehen, dass ein häufiges Wort in einem langen Dokument wichtiger sei als in einem kurzem Dokument. Die einfache Termfrequenz ist deshalb verzerrt (Jurafsky, 2020, p. 105).Für die Normalisierung kann die Termfrequenz eines Wortes durch die Anzahl von allen Termen im Dokument geteilt werden.

#### TF-IDF

Der Begriff TF-IDF ist eine Abkürzung und bedeutet **Termfrequenz, inverse Dokumentenfrequenz**. Die bisher besprochenen Möglichkeiten BoW-Modelle zu erstellen, konzentrieren sich bei der Vektorisierung immer nur auf das eigentliche Dokument und lassen den restlichen Korpus außer Acht. Bei der Vektorisierung mit TF-IDF werden die vektorisierten Wörter einesDokumentes zusätzlich kontextualisiert. Dabei wird die relative Termfrequenz einesWortes in einem Dokument in Beziehung zur Frequenz in allen anderen Dokumentengesetzt (Bengfort, 2018, p. 62). Dahinter steckt folgende Intuition: Wörter,die häufig in einem oder wenigen Dokumenten vorkommen, aber gleichzeitig seltenin allen anderen, beschreiben die Dokumente, in denen sie auftauchen besonders gut. Hingegen sind Wörter, die besonders häufig in allen Dokumenten auftauchen, nicht sehr aussagekräftig (Jurafsky, 2020, p. 106). TF-IDF setzt sich, wie der Name bereits verrät, aus der bereits vorgestellten Termfrequenz (***tf***) und zusätzlich noch aus der inversen Dokumentfrequenz (***idf***) zusammen. Die Dokumentfrequenz eines Wortes (***df***i) ist die Anzahl der Dokumente, in denen das Wort ***i*** vorkommt. Daraus kann die inverse Dokumentfrequenz gebildet werden. Dafür wird für jedes Wort die Gesamtzahl der Dokumente ***Nd*** durch die Dokumentfrequenz des jeweiligen Wortes geteilt.

Für das TF-IDF-Maß werden nun die Werte aus Termfrequenz und inverser Dokumentfrequenz miteinander multipliziert.

Logarithmiert liegen die daraus resultierenden Werte zwischen **null** und **eins**. Je näher der Wert an **eins** ist, desto informativer ist dieses Wort für die Dokumente, in denen es auftaucht. Umgekehrt sind Wörter nahe dem Wert **null** kaum informativ (Bengfort, 2018, p. 63). In der Literatur wird das TF-IDF-Maß oft als Ausgangspunkt zur Gewichtung genutzt (Jurafsky, 2020, p. 100).

## Machine Learning zur Textklassifikation

Die Klassifikation ist eine Methode des überwachten maschinellen Lernens, weil Algorithmen Daten eine vordefinierte Klasse zuweisen.[[5]](#footnote-5) Die Entscheidung über die Zugehörigkeit der Daten zu einer Klasse lernt der Klassifikator aus bereits ausgezeichneten Daten mit einer Klasse. Grundsätzlich sind Klassifikatoren in der Lage, jegliche Art von Daten zu verarbeiten. Unterschiede gibt es nur in der Art der Vorprozessierung und Vektorisierung. Die für Textdaten spezifischen Schritte wurden bereits besprochen. Genauso vielseitig wie Textdaten sind auch die Einsatzgebiete von Textklassifikatoren. (Jurafsky, 2020, p. 56f) geben hier eine gute Übersicht. Darunter zählt die allgemeine Kategorisierung von Texten oder Büchern beispielsweise nach Themen, Genres oder Autor\*innen. Die Erkennung letzterer bildet dabei wiederum ein eigenständiges Einsatzgebiet namens **authorship attribution**.

Ebenso interessant ist die Sentimentanalyse. Bei dieser wird die Stimmung eines Textes bestimmt. Sentimentanalyse kommt beispielsweise bei der ARD/ZDF Kooperation von **FUNK** zum Einsatz, um Hatespeech in Kommentaren zu erkennen.

Die Grundlage einer jeden Klassifikation sind die gelabelten Daten. Diese werden oft in Handarbeit und unter hohem Zeitaufwand erstellt, bis genug Daten für das Training des Klassifikationsmodells vorhanden sind. (Kirk, 2019, p. 113) hält das händische Labeln von Texten am sinnvollsten. Der Autor betont allerdings, dass sich Menschen nicht immer über den Inhalt oder Labels einig sind. Das führt dazu, dass immer eine gewisse Grundvarianz beim Labeln durch Menschen gegeben ist. Die für diese Arbeit zugrundeliegenden Daten sind in Jahren mühevoller Arbeit von den Dokumentar\*innen händisch gelabelt worden.

Bei den oben beschriebenen Anwendungsgebieten muss noch ein wichtiger Punkt unterschieden werden. Spam in Emails zu erkennen, ist eine binäre **Ja-Nein** Entscheidung. Eine E-Mail ist entweder Spam oder sie ist es nicht. Bei der Analyse des Sentiments muss hingegen eine Entscheidung aus mehr als nur zwei Kategorien getroffen werden (positiv, negativ, neutral). Des Weiteren kann ein Text mehrere Themen beinhalten und müsste somit auch mehr als einer Kategorie zugeordnet werden. In diesen Fällen wird in der Literatur von einer **multilabel** Klassifikation gesprochen.

Das Ergebnis aller Algorithmen ist immer die Zuweisung einer Klasse.

Der Fokus der Forschung im letzten Jahrzehnt liegt vor allem auf dem Bereich der **neuronalen Netzwerke**. Die steigende Computerleistung und die Entwicklung neuer Sprachmodelle ermöglichten große Fortschritte in diesem Bereich (Devlin, 2018). Da letztgenannte Methoden mittlerweile als **State-of-the-Art** bezeichnet werden, wird ihnen auch ein Abschnitt in dieser Arbeit gewidmet (Abschnitt 3.4.4).   
In der Anfangsphase des Projektes war auch die Klassifikation auf Basis der Transformer-Architektur geplant. Im Laufe des Projektes hat sich aber gezeigt, dass der Aufwand dieses Modell anzuwenden zu groß werden würde. Eine kompakte und übersichtliche Auflistung findet sich bei (Kirk, 2019, p. 17f).

### Naiver Bayes

Der erste Klassifikator, der hier besprochen und später auf die PAN-Daten angewendet wird, ist der sogenannte **Naive Bayes**. Er trifft keine eindeutigen Entscheidungen, sondern vergibt Wahrscheinlichkeiten für die Zugehörigkeit von Klassen (Kirk, 2019, p. 43). Der Algorithmus ist nach Thomas Bayes, einem englischen Mathematiker, benannt und basiert auf seinem Theorem zur Berechnung der bedingten Wahrscheinlichkeiten (Wikipedia, 2022, Bayes Klassifikator). Die bedingte Wahrscheinlichkeit beschreibt die Wahrscheinlichkeit für das Eintreten eines Ereignisses **P(A)**, wenn zuvor bereits ein anderes Ereignis **P(B)** eingetreten ist. Die mathematische Notation dafür ist **P(A|B)** - die Wahrscheinlichkeit von A gegeben B.

Angenommen es werden die Wahrscheinlichkeiten für das Bestehen eines Tests betrachtet. Die Frage wäre, wie hoch die Wahrscheinlichkeit ist, dass der Test bestanden wird, wenn dafür gelernt wurde. Gegeben ist die Ausgangswahrscheinlichkeit, dass für den Test gelernt wurde **P(A)**. Darüber hinaus ist auch die Wahrscheinlichkeit bekannt, dass wenn gelernt wurde, der Test auch bestanden wurde **P(B|A)**. Um zu berechnen, wie hoch die Wahrscheinlichkeit für das Bestehen ist, wenn gelernt wurde, müssen die beiden Wahrscheinlichkeiten einfach miteinander multipliziert werden.

Ist z.b. bekannt, dass **80%** der Schüler für den Test gelernt haben und ist zudem bekannt, dass von diesen **90**% bestanden haben, ist die Wahrscheinlichkeit, dass gelernt und bestanden wird **72%**.

Im Beispiel ist die Berechnung der bedingten Wahrscheinlichkeit noch simpel, da nur die Abhängigkeit von einem vorangegangenen Ereignis betrachtet wird. Erhöht sich die Anzahl, wird die Berechnung komplexer. Deshalb wird die **naive** Annahme gemacht, dass alle Ereignisse unabhängig voneinander sind und sich die Wahrscheinlichkeiten somit einfach multiplizieren lassen (Kirk, 2019, p. 47f).

Bei der Textklassifikation wird statt von der Wahrscheinlichkeit von Ereignissen wird von der Wahrscheinlichkeit einer Klasse **P**(**c**) und einem Dokument **P**(**d**) gesprochen. Die Wahrscheinlichkeit einer Klasse wird später für jedes Dokument einzeln berechnet. Die Abhängigkeit einer Klasse, wenn ein Dokument gegeben ist, ist also nichts anderes als die Abhängigkeit der Klasse gegeben aller Wörter bzw. Features innerhalb des Dokumentes (Jurafsky, 2020, p. 59).

Im folgenden Beispiel werden Dokumente betrachtet, die bereits in zwei Kategorien (**Spam** oder **Kein Spam**) eingeteilt sind. Zur besseren Übersicht kann angenommen werden, dass die Dokumente in Tabelle 1nur aus einzelnen Wörtern bestehen. Zudem werden zur Berechnung der Zugehörigkeit nur die Termfrequenzen der Wörter in einer Klasse verwendet. Dafür werden in der Regel alle Dokumente einer Klasse zu einem großen Dokument zusammengeführt, dass alle Wörter der Klasse beinhaltet (Jurafsky, 2020, p. 60). Das Vokabular, also die Anzahl aller einzigartigen Wörter in den gesamten Trainingsdaten ist **V** = **12**.

|  |  |
| --- | --- |
| Klasse | Dokumente |
| Spam (+) | Bitcoin, Geld, sparen |
| Spam (+) | Visa, Rendite, Bitcoin |
| Spam (+) | Hallo, gratis, Fond |
| Kein Spam (-) | Hallo, Urlaub, Spaß |
| Kein Spam (-) | Freund, reden, Spaß |

Tabelle : Beispieldokumente Spam | Kein Spam

Die Auftretenswahrscheinlichkeit für Dokumente mit Spam (+) oder ohne (-) ist die Anzahl der Dokumente einer Kategorie geteilt durch die Anzahl aller Dokumente:

Die Wahrscheinlichkeit eines Wortes in einer Klasse ist hier einfach die Termfrequenz des Wortes in der Klasse, geteilt durch die Gesamtzahl der Wörter in der Klasse. Für das Wort **Bitcoin** wäre sie z.B. .

Ein neues Dokument mit den Wörtern **Bitcoin** und **Hallo** soll nun klassifiziert werden. Dafür werden die Wahrscheinlichkeiten der Wörter für die jeweilige Klasse mit den Auftretenswahrscheinlichkeiten der Klassen multipliziert:

In Formel wird ein Problem dieses Klassifikators deutlich. Durch die Multiplikation der Wahrscheinlichkeiten aller Wörter ist die Gesamtwahrscheinlichkeit gleich Null, sobald ein Wort nicht in den Trainingsdaten auftaucht (Kirk, 2019, p. 49). Um sowas zu vermeiden, wird ein sogenanntes **Smoothing** verwendet. Besonders einfach ist das **Add-One Smoothing**. Dabei wird zu jedem Wort ein Pseudocount hinzugefügt (Kirk, 2019, p. 49). Beim Add-One Smoothing ist dieser beispielsweise **eins.** Durch diese Addition erhöht sich allerdings die Anzahl an Wörtern in der Klasse.

Je mehr Wahrscheinlichkeiten miteinander multipliziert werden, desto kleiner wird das Ergebnis. Deshalb werden solchen Berechnungen in der Regel im logarithmischen Raum vorgenommen (Jurafsky, 2020, p. 35). Dadurch wird auch die Schnelligkeit bei der Berechnung gesteigert (Jurafsky, 2020, p. 60)**.**

Trotz geringer Klassifikationsleistung im Vergleich zu anderen Klassifikatoren ergibt der Einsatz des Naiven Bayes oft Sinn. Der Klassifikator kann schnell konstruiert und in Echtzeit aktualisiert werden (Bengfort, 2018, p. 84).

Der Naive Bayes gilt als gutes Einstiegsmodell, da die Entscheidungsfindung simpel ist. Im folgenden Abschnitt wird der nächste populäre Algorithmus vorgestellt. Die **Logistische Regression** liefert nicht nur eigenständig gute Ergebnisse bei der Klassifikation, sondern bildet auch die Basis für viele der State-of-the-Art-Modelle (Jurafsky, 2020, p. 75).

### Logistische Regression

Die Logistische Regression ist die Übertragung der linearen Regression auf ein Klassifikationsproblem. Um die Logistische Regression zu verstehen, bietet sich ein kleiner Exkurs zur linearen Regression an. Bei Regressionsanalysen wird generell versucht, eine abhängige Variable durch mehrere unabhängige Variablen zu beschreiben. In der einfachsten Form kann ein linearer Zusammenhang mit einer Geraden visualisiert werden. Diese Gerade versucht möglichst viele Datenpunkte in einer Punktewolke zu treffen. Je kleiner der Abstand der Datenpunkte zur Geraden, desto besser beschreibt die Regressionsgerade den Zusammenhang. Um eine Regressionsgerade durch die Datenpunkte zu zeichnen, muss die abhängige Variable metrisch skaliert sein. Das bedeutet, dass sie einen kontinuierlichen Wert annehmen muss. Zum Beispiel kann der Zusammenhang von erreichten Punkten in einer Klausur in Abhängigkeit von der Lernzeit (in Stunden) dargestellt werden. Wenn statt einem stetigen Wert für die Lernzeit lediglich bekannt ist, ob gelernt wurde oder nicht, ist die Darstellung der Abhängigkeit nicht mehr durch eine lineare Regression beschreibbar. An dieser Stelle ermöglicht die Logistische Regression die Darstellung dieser kategorialen Variablen. Das Ergebnis einer Logistischen Regression liegt zwischen **null** und **eins.** Also ob ein Dokument zu einer Klasse gehört oder nicht. Die Linien, zu denen die Abstände der Datenpunkte minimiert werden sollen, sind in Abbildung 7 und Abbildung 8 zu sehen.

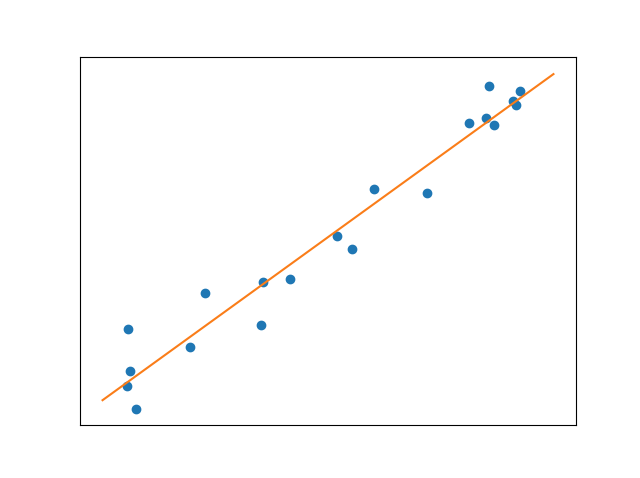


Abbildung : Lineare Regression (eigene Darstellung)

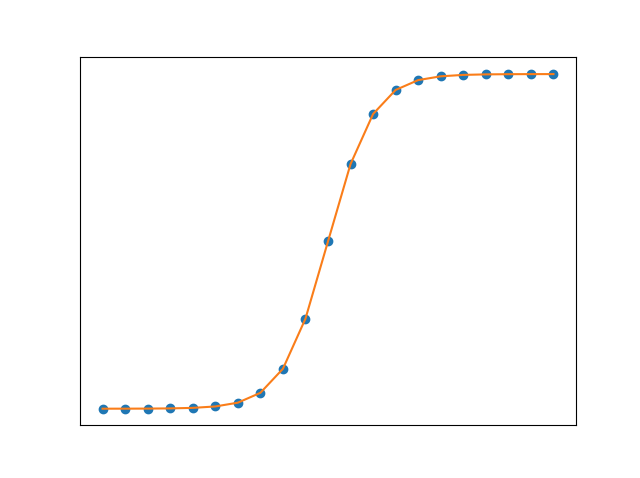


Abbildung : Logistische Regression (eigene Darstellung)

Die Logistische Regression ist, ebenso wie der Naive Bayes, ein probabilistischer Klassifikator (Jurafsky, 2020, p. 76). Sie vergibt also nur Wahrscheinlichkeiten für Klassen. Für die Bestimmung einer Klasse wird jedes Feature aus den Trainingsdaten **xi** mit einem Gewicht **wi** multipliziert. Anschließend wird ein sogenannter **Biasterm** dazu addiert. Das Ergebnis ist die Summe **∑** der gewichteten Features **z** (Jurafsky, 2020, p. 77). Zur besseren Übersicht wird die Summe der Multiplikationen vereinfacht wie folgt dargestellt:

Die Gewichte geben an, wie wichtig das Feature für die Klassifikation ist. Der Biasterm beschreibt bei der Logistischen Regression eine Art Ausgangswahrscheinlichkeit der Klasse, wenn die Summe der Multiplikationen in Formel gleich **null** wäre. Graphisch kann mit der Gewichtung der Features die Steigung der Kurve eingestellt werden. Während mit dem Biasterm die Kurve nach links oder rechts verschoben werden kann. Beide Parameter nehmen reale Zahlenwerte an, sodass das Ergebnis theoretisch von - ∞ bis + ∞ variieren kann (Jurafsky, 2020, p. 77). Um **z** in eine echte Wahrscheinlichkeit umzuwandeln, wird eine spezielle Funktion angewendet. Diese nennt sich **logistische** bzw. **Sigmoid** Funktion und ist für die Regression namensgebend (Jurafsky, 2020, p. 77f):

Durch diese Funktion wird **z** in einen Wert zwischen **null** und **eins** umgewandelt. Dieser ist dann die Wahrscheinlichkeit für die Zugehörigkeit zu einer Klasse. Die Subtraktion dieses Wertes von 1 ergibt die Wahrscheinlichkeit, dass ein Dokument

nicht zur Klasse dazugehört.

Das bereits bekannte Beispiel der Erkennung von Spam soll die Funktion veranschaulichen. Wieder werden die Termfrequenzen der Wörter aus **Tabelle 1** als Features für die Klassifikation verwendet. Das Wort **Bitcoin** hat eine Frequenz von **zwei** und das Gewicht sei **drei**. Das Wort **Hallo** kommt ebenfalls **zweimal** vor, hat aber ein Gewicht von **- 0,5.** Ein positiver Wert bedeutet einen positiven Einfluss auf die Klassenbestimmung, während ein negativer Wert negativen Einfluss hat. Zudem sei **b = 0.1**. Enthält ein Testdokument nun diese beiden Wörter, berechnet sich die Wahrscheinlichkeit durch die logistische Regression wie folgt. Zunächst wird die Summe der gewichteten Features berechnet:

Das Ergebnis wird durch die Sigmoid-Funktion in Wahrscheinlichkeiten umgewandelt:

In diesem stark vereinfachten Beispiel würde der Klassifikator das Dokument also mit sehr hoher Sicherheit der Klasse Spam zugeordnet werden. Den Ausschlag geben vor allem die Gewichte der Wörter. In der Realität würde ein Klassifikator die optimalen Parameter iterativ bestimmen, um das tatsächliche Label möglichst genau zu treffen (Jurafsky, 2020, p. 80). Dafür werden die Parameter so lange wiederholt angepasst, bis eine optimale Kurve gefunden wird, die die Datenpunkte am besten trifft.

Bei der Logistischen Regression wird dazu versucht, die sogenannte **Kostenfunktion**, den **cross-entropy loss**, zu minimieren (Jurafsky, 2020, p. 81). Speziell wird für die Minimierung der Kostenfunktion das **stochastische Gradientenverfahren** verwendet (Jurafsky, 2020, pp. 82-85). Dieser Algorithmus berechnet in kleinen Schritten, der Lernrate, immer wieder das Minimum der Kostenfunktion. Es wird nicht weiter darauf eingegangen, wie die Kostenfunktion durch das stochastische Gradientenverfahren berechnet wird. Zum Verständnis reicht es zu wissen, dass je kleiner das Ergebnis der Kostenfunktion ist, desto wahrscheinlich die vorhergesagte Klasse auch die echte Klasse darstellt.

Im Fall, dass mehr als zwei Klassen vorhanden sind, würde sich grundsätzlich nicht viel ändern. Die Berechnung und Herleitung ist allerdings etwas komplexer (Jurafsky, 2020, p. 89ff). Hierbei ist das Ergebnis wieder eine Wahrscheinlichkeit über die Zugehörigkeit für jede Klasse, die aufsummiert wieder **eins** ergeben muss. Für diesen Zweck kommen andere Kostenfunktionen und Minimierungsverfahren zum Einsatz. Die Kostenfunktion für solch eine **multinomiale** logistische Regression ist eine Generalisierung der Sigmoid-Funktion und heißt **Softmax**. Dieser wird in neuronalen Netzwerken als Aktivierungsfunktion eingesetzt.

Neben dem Naiven Bayes gilt die Logistische Regression ebenfalls als Basismethode für die Textklassifikation. Besonders macht sie die Verwandtschaft zu neuronalen Netzwerken. Diese sind im Grunde genommen nichts anderes als viele Logistische Regressionen hintereinander geschaltet (Jurafsky, 2020, p. 75).

### Support Vektor Machine

Im Gegensatz zu den bisher besprochenen Klassifikatoren nutzen **Support Vektor Maschinen** (**SVM**) in der Trainingsphase sowohl Daten mit positiven Klassenlabeln als auch mit negativen Labeln. SVMs versuchen die positiven und negativen Daten mit möglichst großem Abstand voneinander zu separieren (Kamath, 2019, p. 68). Bei Support Vektor Maschinen bietet sich eine reine graphische Betrachtung der Funktionsweise an. Diese ist, im Gegensatz zur Mathematik dahinter, sehr einfach nachzuvollziehen. Support Vektoren oder Stützvektoren kommt daher, weil SVM nicht alle Datenpunkte respektive Vektoren für die Trennung nutzen. Sie verwenden nur diese, die am nächsten beieinander, aber in unterschiedlichen Klassen sind. Dies wird bei der Betrachtung von **Abbildung 9** deutlich:

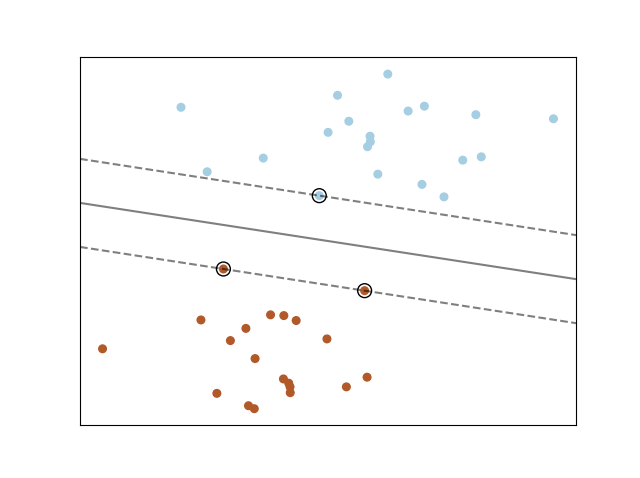


Abbildung : Trennung der Daten mit Support Vektoren (eigene Darstellung)

Die eingekreisten Punkte beider Farben sind die Stützvektoren, die zur Berechnung des Abstands in Betrachtung kommen. Die durchgehende graue Linie ist die Trennlinie mit dem größten Abstand zu beiden Punktewolken.

Auch wenn nach (Joachims, 1998, p. 4) die meisten Daten bei der Textklassifikation linear trennbar sind, muss dies nicht immer der Fall sein. Die Aufgabe von SVM ist dann, eine lineare Trennung der Daten zu erreichen. Dazu werden sogenannte **Kerneltricks** angewendet. Kerneltricks transformieren die Daten, um sie wieder linear trennbar zu machen. Dafür projizieren sie die Daten in eine oder mehrere höhere Dimensionen (Kirk, 2019, p. 115).

Ein Nachteil von Kernelfunktionen ist, dass sie sich manchmal zu gut an die Daten anpassen und somit zu sehr harten Entscheidungsgrenzen kommen (Kirk, 2019, p. 118). Wenn beispielsweise nur ein einzelner Punkt auf der falschen Seite der Hyperebene oder Linie liegt, sollte eine Missklassifikation erlaubt sein.

### Deep Learning

Nachdem die auch später eingesetzten Klassifikatoren vorgestellt wurden, wird in

diesem Abschnitt kurz auf Deep Learning-Modelle eingegangen. Diese erzielen in

nahezu allen Bereichen der natürlichen Sprachverarbeitung gute Ergebnisse.

In ihrer Funktionsweise und der zugrunde liegenden Mathematik ähneln sie dagegen den Logistischen Regressionen (Jurafsky, 2020, p. 75).

Sie bestehen aus einzelnen Recheneinheiten, den sogenannten Neuronen. Diese Neuronen sind über mehrere Schichten miteinander verknüpft, sodass ein unüberschaubares

Netzwerk daraus entstehen kann. Jedes Neuron führt dabei Berechnungen durch,

welche denen einer Logistischen Regression ähneln. Erreicht das Ergebnis einen

gewissen Schwellenwert, wird dadurch das nächste Neuron aktiviert und führt wieder

eine Berechnung aus. Dieser Vorgang wiederholt sich, bis das Endergebnis in der

letzten Schicht wieder ausgegeben wird.  
Die Beliebtheit in der Verwendung von neuronalen Netzwerken beruht vor allem auf

dem technischen Fortschritt. Durch diesen können neuronale Netzwerke effizienter

berechnet werden (Kamath, 2019, p. 174). Der wesentliche Unterschied zu den bisher vorgestellten Methoden des maschinellen Lernens besteht darin, dass neuronale Netzwerke mit rohen, unprozessierten und nicht gelabelten Daten arbeiten. Das Lernen wird als unüberwacht bezeichnet, weil keine menschliche Aufsicht und Vorbereitung mehr notwendig sind. Der Zeit- und Kostenaufwand für das Labeling und die Vorprozessierung fallen weg, wodurch neuronale Netzwerke auf enorme Datenmengen skaliert werden können (Jurafsky, 2020, p. 129).

Vorteile kommen selten ohne Nachteile. So wird der Einsatz von neuronalen Netzwerken zwar rentabel, der rechentechnische Aufwand bleibt dennoch höher als bei den

klassischen Modellen (Jurafsky, 2020, p. 138). Außerdem wird deren

Interpretierbarkeit kritisiert. In tiefen neuronalen Netzwerken mit vielen Schichten

ist nicht mehr nachvollziehbar, anhand welcher Merkmale sie ihre Entscheidungen

treffen oder wie sie zu ihren Ergebnissen kommen (Bengfort, 2018, p. 149).

Der hohe Aufwand und die schwere Interpretierbarkeit sind die Gründe weshalb, neuronale Netzwerke in dieser Arbeit nicht angewendet werden.

(Bengfort, 2018, p. 274) fassen die Problematik bei der Anwendung in einem Satz gut zusammen: „[They] sound good on paper but can lead to headaches when it comes to operationalization.“

### Evaluation von Modellen

Bei der Evaluation von Modellen wird die Leistung der Modelle daran gemessen mit welcher Genauigkeit sie die richtigen Klassen vorhersagen. Dabei sind vier Entscheidungsszenarien vorstellbar:

1. Dem Dokument wird zu Recht die korrekte Klasse zugeordnet.
2. Dem Dokument wird fälschlicherweise die korrekte Klasse zugeordnet.
3. Dem Dokument wird zu Recht die Klasse nicht zugeordnet.
4. Dem Dokument wird fälschlicherweise die Klasse nicht zugeordnet.

Graphisch dargestellt sehen diese vier Szenarien so aus, wie in **Abbildung 10** zu sehen ist. Die ausgewählten Elemente sind die Daten, die der Klassifikator der Klasse zugeordnet hat (gelber Rahmen). Dazu zählen neben den korrekt klassifizierten, auch die fälschlicherweise als korrekt klassifizierten Daten. In der rot-eingerahmten Schnittmenge sind alle echten, zur Klasse gehörenden, Daten. Im Idealfall würde ein Klassifikator diese Schnittmenge bestimmen.

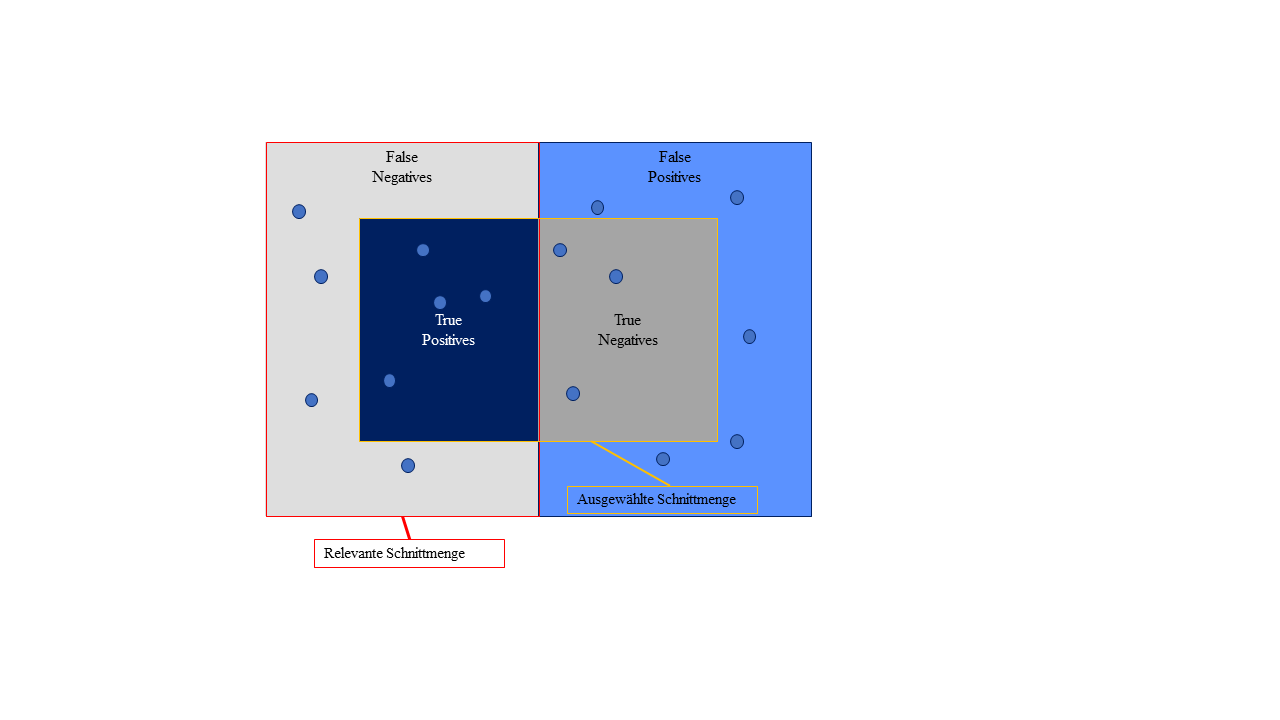


Abbildung : Precision und Recall (eigene Darstellung)

Die Genauigkeit des Klassifikators beschreibt das Verhältnis aller richtig vergebenen Labels zu den falsch vergebenen. Sie ist dabei keine gute Metrik, um die Leistung von Klassifikatoren zu bewerten. Angenommen es werden eine Millionen Emails analysiert, von denen **100** kein Spam sind. Ein Klassifikator, der alle Emails als Spam markiert, würde sich in nur **100** Fällen irren. Damit erreicht er eine Genauigkeit von **99,99%.** Die hohe Genauigkeit ist in der Anwendung allerdings nutzlos, da alle Emails im Spamordner landen. Für die Evaluation werden deshalb die **Precision** und der **Recall** verwendet. Die Precision einer Klasse beschreibt die Rate der echten korrekten Ergebnisse (**TP**) zu der Gesamtzahl der Ergebnisse, die der Klassifikator als korrekt gelabelt hat (**TP + FP**):

Der Recall ist ein Maß mit dem bestimmt wird, wie oft die gesuchte Klasse auch vom Klassifikator erkannt wird (Bengfort, 2018, p. 93). Er beschreibt die Schnittmenge der korrekt geschätzten Daten (TP) im Verhältnis zur Gesamtzahl der eigentlich relevanten Daten(TP + FN):

Die Optimierung beider Metriken ist antagonistisch. Der Recall kann nicht erhöht werden, ohne dass die Precision dabei sinkt und umgekehrt (Jurafsky, 2020, p. 8). Bei einem Klassifikationsproblem mit mehreren Klassen wird für jede Klasse die Precision und der Recall berechnet. Eine Möglichkeit, die beiden Metriken zu kombinieren, ist das harmonisierte *F-Maß* (vgl. Sebastiani, 2002, 36):

Der Parameter *ß* gewichtet, je nach Einstellung, eine der beiden Metriken. Bei *ß* = 1

sind beiden Metriken gleichbedeutend. Dann wird auch vom *F*1-Maß gesprochen.

Bei einem Klassifikationsproblem mit mehreren Klassen wird für jede Klasse die Precision und der Recall berechnet. Dabei gibt es zwei Ansätze, mit denen die Leistung des Klassifikators, anhand der beschriebenen Metriken, für alle Klassen gemittelt werden können (Jurafsky, 2020, p. 68). Beim *Macroaveraging* werden Precision und Recall für jede Klasse einzeln berechnet. Anschließend werden die Ergebnisse für jede Klasse beider Metriken addiert und durch die Anzahl der Klassen gemittelt. Beim *Microaveraging* werden zuerst die Ergebnisse des Klassifikators zusammengerechnet und anschließend durch die Anzahl der Klasse geteilt. Die beiden Ansätze werden dabei von unterschiedlichen Faktoren beeinflusst.

So betont das Microaveraging die Funktionsweise des Klassifikators für frequentere

Klassen. Dem gegenüber unterstreicht das Macroaveraging die Leistung bei weniger

häufig auftauchenden Klassen (Jurafsky, 2020, p. 68f).

Neben den micro- und macro-gemittelten Werten gibt es noch den gewichteten Mittelwert für Precision, Recall und F-Maß. Dieser berücksichtigt die Anzahl der verwendeten. Trainingsdaten. Mehr Trainingsdaten bedeuten ein höheres Gewicht.

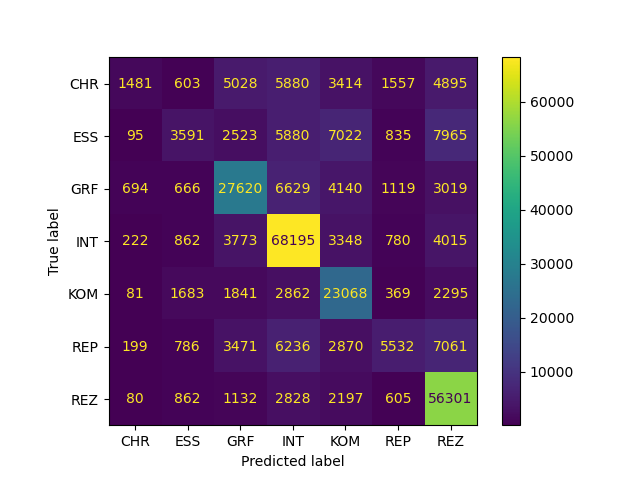
Eine andere einfache Darstellung für den Klassifikationserfolg, ist laut (Kamath, 2019, p. 47) eine sogenannte **Konfusionsmatrix** wie in **Abbildung 11**. Diese zeigt an, wie viele Daten welcher Klasse zugeordnet worden sind. Die Färbung deutet die Trefferquote an. Je heller das Quadrat, desto mehr Daten wurden korrekt klassifiziert.

Abbildung : Konfusionsmatrix (eigene Darstellung)

Wie in diesem Kapitel deutlich wird, hängt die erfolgreiche Kategorisierung von Textdaten von vielen Faktoren ab. Dabei müssen in jedem Schritt Entscheidungen getroffen werden. Dieser Prozess ist nicht nur komplex, sondern auch iterativ (Bengfort, 2018, p. 95). Beginnend bei der Auswahl der Vorverarbeitungsschritte und die Frage, ob sie überhaupt notwendig sind, über die Möglichkeiten bei der Vektorisierung bis hin zur Auswahl des Klassifikationsalgorithmus. Je nach Algorithmus kann dieser dann noch mit verschiedenen Parametern optimiert werden und die Leistungen nach verschiedenen Maßen evaluiert werden.

# Datengrundlage

Die Datengrundlage setzt sich aus einem Auszug aus der PAN-Textdatenbank der Jahre 2013 bis 2021 zusammen. Dabei wurden nur Quellen verwendet, zu die der SWR auch einen rechtlichen Zugang hat. Die Daten wurden von Yvonne Lepper und Hanno Jochemich (beide WDR) als Dateien im PAN-XML Format bereitgestellt, dass im Abschnitt 4.2 beschrieben wird.

## Datenübersicht

Insgesamt umfasst die Datengrundlage **13,4 Gigabyte** in **1.472.129 Dateien** respektive Dokumenten, die sich, wie in Tabelle 2zu sehen, auf die Präsentationsformen aufteilen. Die blau-unterlegten Präsentationsformen sind die für den PoC relevanten. Im Vorfeld wurden diese von der AG:Mining priorisiert. Für das Training interessant sind von den ursprünglich knapp 1,5 Millionen Texten dann nur noch **354.907**.

Tabelle : Anzahl Präsentationsformen

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| PAN-Kürzel | Präsentationsform | Anzahl Testdaten |
| BER | Bericht | 1.070.970 |
| INT | Interview | 115.759 |
| REZ | Rezension | 101.473 |
| GRF | Grafik | 55.767 |
| KOM | Kommentar | 53.888 |
| REP | Reportage | 13.584 |
| SER | Serie | 13.320 |
| TIT | Titelthema | 12.662 |
| ESS | Essay | 12.056 |
| KTE | Karte | 6.480 |
| PRM | Pressemitteilung | 5.081 |
| WRT | Wortlaut | 3.378 |
| CHR | Chronologie | 2.380 |
| ANA | Analysis (nur DW) | 1.837 |
| REST | P-formen unter 1000 | 3.494 |

Präsentationsformen bzw. Gattungen mit unter 1000 Dokumenten wurden unter **REST** zusammengefasst. Aus der Tabelle ist die ungleiche Verteilung der Präsentationsformen zu erkennen. Diese wird nochmal deutlicher, wenn die Daten in einem Kuchendiagram (**Abbildung 12**) betrachtet werden. **Bericht** als Präsentationsformen macht **73%** der Daten aus. **Chronologien**, die zur Gruppe der priorisierten Gattungen zählen, habenmit **2380** Datensätzennur einen Anteil von **0.13 %** am Gesamtdatensatz.



Abbildung : Anteil Präsentationsformen (gesamt)



Abbildung : Anteil Präsentationsformen (priorisiert)

In **Abbildung 13** sind nur die priorisierten Präsentationsformen abgebildet. Hier ist die Verteilung gleichmäßiger, aber nach wie vor ungleich. Besonders **Reportagen, Essays** und **Chronologien** (zusammen **8%**) machen auch hier nur einen geringen Anteil im Vergleich zu **Kommentaren**, **Grafiken**, **Rezensionen** und **Interviews** (zusammen **92%**) aus.  
Unabhängig ihrer Gattungszugehörigkeit wurden alle Dokumente in die PAN-XML-Struktur umgewandelt und enthalten immer dieselben Datenfelder, auf die im nächsten Abschnitt eingegangen wird.

## Struktur

Die Trainingsdaten stammen aus dem PAN und liegen im XML-Format vor. XML steht für e**X**tensible **M**arkup **L**anguage und ist „[…] eine Auszeichnungssprache zur Darstellung hierarchisch strukturierter Daten im Format einer Textdatei, die sowohl von Menschen als auch von Maschinen lesbar ist.“ (Wikipedia, 2022, XML). Ein Auszug aus einem PAN-Artikel ist in Abbildung 14 zu sehen. Die eckigen Klammern „[…]“ markieren dabei Auslassungen zur besseren Übersicht. Das korrespondierende vollständige XML-Dokument befindet sich im Anhang. Ein Presseartikel besteht aus einem Root-Element Artikel mit drei Kind-Elementen Austausch-Steuerung, Metadaten und Inhalt. Diese drei Kind-Elemente vereinen unter sich wiederum weitere Kind-Elemente und Enkelkind-Elemente. Im Element Austausch-Steuerung befindet sich unter anderem eine Liste mit den Rundfunkanstalten, die Zugriff auf diesen Artikel haben. Im Element Metadaten befinden sich, wie der Name schon sagt, Metadaten zum jeweiligen Dokument. Das Element enthält zum Beispiel eine Dokumenten-ID (DOCID) mit einer Quellenangabe (Quelle), diverse Listenelemente. Darunter eine Personen-, Deskriptoren-, ARD-Ressort- und, besonders wichtig für diese Arbeit Präsentationsformliste. Im dritten Kind-Element, dem Inhalt, befinden sich neben den Titeln bzw. Überschriften der Volltext und die Anzahl der Wörter und Seiten. Aus der Menge an Elementen eignen sich für die Textklassifikation der Text und die Titel-Elemente besonders gut als Trainingsgrundlage für die Präsentationsformen als Klasse. Kategoriale Merkmale wie Anzahl der Worte, ARD-Ressort, Personen und Deskriptoren sind ebenso vorstellbar.



Abbildung : Auszug aus PAN-XML eines Pressetextes

# Methodik

Die Textklassifikation ist nicht auf eine bestimmte Programmiersprache beschränkt. Durch den Einfluss von Forschung und Wirtschaft ist Python allerdings besonders beliebt im Bereich der **Data Science** (Kamath, 2019, p. 4). Ein Aspekt, der zur Popularität beiträgt, ist der einfache, gut strukturierte Aufbau der Sprache. Der Code bleibt, im Vergleich zu anderen Programmiersprachen, sehr übersichtlich und ist einfach lesbar. Für den Bereich der Data Science gibt es eine Vielzahl von Programmbibliotheken, die auf Python basieren. Viele Deep Learning Frameworks stellen außerdem eine Python-Schnittestelle zur Verfügung (Kamath, 2019, p. 4).

Aus diesen Gründen wird in dieser Arbeit Python in Verbindung mit diversen weiteren Programmbibliotheken für die Verarbeitung von natürlicher Sprache verwendet. Als Entwicklungsumgebung wurde **Visual Studio Code** von Microsoft verwendet. Für die Verwaltung, Strukturierung und Berechnung von Vektoren eignet sich die Programmbibliothek **Pandas** ( (McKinney, 2010). **SciKit-learn** (Sklearn) (Pedregosa, 2011) stellt eine große Anzahl an Werkzeugen für den Umgang mit Algorithmen des maschinellen Lernens bereit (Kirk, 2019, p. 37). In Sklearn sind alle gängigen Klassifikationsalgorithmen, sowie Vektorisierungsmethoden enthalten.

Das **Natural Langauge Toolkit** (NLTK) von (Bird, 2009) bietet spezielle Algorithmen für die Verarbeitung natürlicher Sprache.

## Preprocessing Pipeline

Die vom WDR gelieferten Daten wurden über ein Share-Folder bereitgestellt und lokal heruntergeladen. Mit einer Pipeline werden alle notwendigen Schritte zur Textklassifikation vom Laden der Daten, über die Bereinigung bis zur Klassifikation beschrieben. Python kann zwar mit XML-Dateien umgehen, aber der Umgang in diesem Datenformat ist komplizierter als mit anderen Formaten. Deshalb werden im ersten Schritt der Pipeline alle XML-Dateien geladen und in das **Pandas-Datenformat** der gleichnamigen Programmbibliothek umgewandelt. Anschließend werden die für die Textklassifikation relevanten Elemente wie die Präsentationsformen mit den dazugehörigen Titeln und Volltexten extrahiert und im komprimierten Datenformat **pickle** wieder auf der Festplatte gespeichert. Das XML wird in Pandas in eine tabellenartige Struktur transformiert, da für die Klassifikation im Grunde nur zwei Spalten nötig sind. In der ersten Spalte stehen die Klassen und in der zweiten Spalte die dazugehörigen Texte. Eine pickle-Datei lässt sich nicht einfach so öffnen wie Excel-Dateien. Die Excel-Formate haben dagegen den Nachteil, dass sie nur eine begrenzte Menge an Inhalt in einer Zelle speichern können und bei längeren Pressetexten die Grenze erreicht werden würde. Das hätte dann weitere negativen Folgen wie Formatierungsfehler. Beim Umwandlungsprozess wurden Dateien ignoriert, die entweder keine Präsentationsform besessen haben oder keinen, für das Training relevanten, Volltext. Bei Texten mit mehr als einer Präsentationsform wurde dagegen der Volltext zweimal für jede Präsentationsform gespeichert. Für den Umwandlungsprozess benötigte der verwendete Computer **50 Minuten**.  
Im nächsten Schritt fanden die verschiedenen Vorprozessierungsschritte statt. Zunächst wurden die Texte, wie in Vorprozessierung 3.2 beschrieben, tokenisiert und stammformreduziert. Die Ergebnisse dieser Schritte wurden jeweils separat in eine eigene Spalte im Pandas-Format gespeichert und in eine pickle-Datei geschrieben, um so später unterschiedliche Trainingsgrundlagen für das Testen der unterschiedlichen Maßnahmen zu haben. Diese Datei bildet die Basis für die Klassifikationsalgorithmen mit der anschließend die verschiedenen Klassifikatoren und Parametereinstellungen getestet wurden.  
Die Tokenisierung aller Daten dauerte insgesamt **eineinhalb Stunden** Rechenzeit. Die Lemmatisierung wurde nach ca**. 28 Stunden** abgebrochen. Wie in 3.2.2 diskutiert wurde, werden durch die Lemmatisierung nicht immer besser Ergebnisse erzielt und da sie viel Zeit in Anspruch nimmt, wurde darauf verzichtet mit den lemmatisierten Daten zu trainieren.

## Klassifikationsparameter

Neben den rohen Wörtern dienen die stammformreduzierten Wörter als Trainingsdaten. Außerdem wurde getestet, welchen Einfluss eine deutsche Stoppwortliste von NLTK und die Änderung in Kleinschreibung hat. Außer der Termfrequenz wird noch das TF-IDF-Maß als Vektorisierungsmethoden verwendet und diverse Parameter für die verschiedenen Klassifikatoren getestet. Die Sklearn Bibliothek bietet dazu die Funktion **GridSearchCV** an. Mit dieser Funktion gibt man eine Liste an Einstellungen und Parametern an. Anschließend wählt GridSearchCV die beste Kombination aus allen Parametern aus.

Für die Klassifikatoren ist die Parametereinstellung unterschiedlich. Der Naive Bayes ist durch seinen einfachen Aufbau nicht so abhängig von der richtigen Parameterauswahl, wie die Logistische Regression oder die SVM. Ein Beispiel für Paramtereinstellungen ist in **Abbildung 15** zu sehen. Hier wird die Kombination mit und ohne Großschreibung zusammen mit einer Stoppwortliste getestet. Außerdem werden die Daten nicht mit dem Mittelwert skaliert[[6]](#footnote-6) und der Klassifikator hat maximal 3000 Iteration zur Verfügung, um die Daten dem Modell anzupassen. Der Parameter 'class\_weight' bedeutet, dass die verschiedenen Klassen balanciert werden, um sehr infrequente Klassen mehr zu berücksichtigen. Hinter dem Parameter 'class\_\_loss' steckt die Auswahl des Klassifikators. ['hinge']steht für eine SVM und ['log'] steht für eine Logistische Regression.



Abbildung : Parametereinstellung für Klassifikation (Beispiel)

Die Laufzeiten für die Tests der Klassifikatoren variiert stark. Das hängt zum einen damit zusammen, dass aus Datenschutzgründen nur auf einem extra eingerichteten Computer und keinem größeren Server trainiert wurde. Zum anderen hängt es mit der Menge an Trainingsdaten zusammen und, dass mit GridSearchCV zunächst alle möglichen Kombinationen an Parametern getestet werden. In diesen Fällen dauerte die Klassifikation pro Durchlauf zwischen **24** und **36** Stunden. Wurden die Parameter vorher definiert dauerte der Prozess im Schnitt zwischen **vier** und **sechs** Stunden. Der Pseudo-Code in **Abbildung 16** fasst alle Pipeline-Schritte zusammen.



Abbildung : Pseudo-Code Klassifikationspipeline

# Ergebnisse

Nachfolgend werden die Ergebnisse der verschiedenen Klassifikatoren vorgestellt. Die

Bewertung erfolgt mit den in **Abschnitt 3.4.5** vorgestellten Maßen zur Evaluation von

Klassifikatoren.  
In Testläufen mit kleineren Teilen des Datensatzes hat sich gezeigt, dass die Verwendung einer Stoppwortliste im Vergleich zu keiner Verwendung und keine Änderung in Kleinschreibung immer die besseren Ergebnisse geliefert haben. Aus diesem Grund wurden für die restlichen Tests diese Einstellungen als Grundeinstellungen angenommen. Außerdem hat sich gezeigt, dass die SVM im Vergleich zur Logistischen Regression und dem Naiven Bayes immer besser abgeschnitten hat[[7]](#footnote-7).

Ansonsten wurden die unten weite Teile der unten dargestellten Kombinationsmöglichkeiten getestet. Die erste Spalte in **Tabelle 3** bezeichnet den zu testenden Parameter. Die restlichen Zellen enthalten die getesteten Werte. Hat sich bei Tests mit kleineren Datenmengen eine Kombination als nicht geeignet herausgestellt, wurde diese nicht mehr mit mehr Daten getestet, außer es bestand ein berüchtigter Verdacht, dass die geringe Datenmenge Ursache für die geringe Klassifikationsleistung war. Das bedeutet, dass nicht alle in der Tabelle abgebildeten Kombinationsmöglichkeiten getestet worden sind.

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| **Daten** | Unprozessiert | Tokenisiert | Stammformreduziert |  |
| **Trainingsmenge** | 5k | 50k | 300k | Gleiche Größe |
| **Text** | Volltext | Nur Titel | Titel + Text | Nur ersten 300 Wörter |
| **Klassifikator** | SVM | LogReg | NB |  |
| **Klassen** | Prio + Nicht Prio | Prio | Nur 3 häufigste |  |

Tabelle : Klassifikationsmatrix

Nach mehr als 20 Testläufen konnten die besten Ergebnisse mit einer Support Vektor Maschine erzielt werden, die mit rohen, nicht prozessierten Daten trainiert worden ist.

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | Precision | Recall | F1 | Support |
| CHR | 0.16 | 0.04 | 0.06 | 1892 |
| ESS | 0.29 | 0.07 | 0.12 | 8763 |
| GRF | 0.80 | 0.81 | 0.80 | 45175 |
| INT | 0.86 | 0.93 | 0.89 | 99758 |
| KOM | 0.79 | 0.77 | 0.78 | 46112 |
| REP | 0.62 | 0.34 | 0.44 | 10551 |
| REZ | 0.88 | 0.94 | 0.91 | 85959 |
|  |  |  |  |  |
| Accuracy |  |  | 0.84 | 298210 |
| Macro | 0.63 | 0.56 | 0.57 | 298210 |
| Weighted | 0.82 | 0.84 | 0.82 | 298210 |

Tabelle : SVM mit unprozessierten Texten (keine Normalisierungen)

In **Tabelle 4** lässt sich ein deutlicher Zusammenhang zwischen der Trainingsmenge und dem Klassifikationserfolg erkennen. Die Spalte Support zeigt, wie viele Dokumente bzw. Trainingsbeispiele für jede Klasse vorhanden waren. Klassen mit weniger Trainingsdaten wie CHR, ESS und REP schneiden grundsätzlich schlechter ab als Klassen mit mehr Trainingsdaten (GRF, INT, KOM, REZ). Die besten Werte werden für Rezensionen (REZ) erzielt, gefolgt von Interviews (INT), Kommentaren (KOM) und Grafiken (GRF). Je nach Gewichtung der Klassen ist ein großer Unterschied auszumachen. Bei den macro-gemittelten Werten, die weniger frequente Klassen betonen, ist die Klassifikationsleistung im Gegensatz zu den gewichteten Werten, die mehr Wert auf frequente Klassen legen, deutlich niedriger.   
Wegen der ungleichen Verteilung der Trainingsdaten auf die verschiedenen Klassen wurde in einem Testdurchlauf deshalb die Größe der Trainingsdaten für jede Klasse auf die Anzahl der Dokumente in der kleinsten Klasse (Chronologie) beschränkt und trainiert. Die Ergebnisse sind in **Tabelle 5** zu sehen. Werden die gewichteten Werte betrachtet sinkt die Klassifikationsleistung. Der macro-gemittelte Wert steigt dagegen an. Außerdem sind die Unterschiede für Precision und Recall zwischen den einzelnen Klassen kleiner als bei einer SVM ohne einheitliche Trainingsdatenmengen.

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | Precision | Recall | F1 | Support |
| CHR | 0.63 | 0.65 | 0.64 | 2380 |
| ESS | 0.58 | 0.62 | 0.60 | 2380 |
| GRF | 0.67 | 0.68 | 0.67 | 2380 |
| INT | 0.73 | 0.79 | 0.76 | 2380 |
| KOM | 0.67 | 0.50 | 0.57 | 2380 |
| REP | 0.68 | 0.72 | 0.70 | 2380 |
| REZ | 0.80 | 0.78 | 0.79 | 2380 |
|  |  |  |  |  |
| Accuracy |  |  | 0.68 | 16660 |
| Macro | 0.68 | 0.68 | 0.68 | 16660 |
| Weighted | 0.68 | 0.68 | 0.68 | 16660 |

Tabelle : SVM mit gleich vielen Trainingsdaten

Die Ergebnisse deuten darauf hin, dass mehr Trainingsdaten bei gleicher Verteilung zu besseren Ergebnissen führen könnten. Aus diesem Grund wurden in einem weiteren Versuch getestet, wie sich der Klassifikator verhält, wenn er nur auf den drei häufigsten Klassen trainiert wird. Die Ergebnisse stehen in **Tabelle 6**. Trotz der auf 50.000 Dokumente begrenzten Anzahl an Trainingsdaten konnten bessere Ergebnisse erzielt werden als mit allen priorisierten Klassen. Ohne die Klassen mit weniger Trainingsdaten steigt die Klassifikationsleistung in den gemittelten Maßen leicht an.

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| SVM mit den drei häufigsten Klassen | | | | |
|  | Precision | Recall | F1 | Support |
| GRF | 0.80 | 0.83 | 0.82 | 12443 |
| INT | 0.88 | 0.94 | 0.90 | 25601 |
| KOM | 0.90 | 0.73 | 0.81 | 11956 |
|  |  |  |  |  |
| Accuracy |  |  | 0.86 | 50000 |
| Macro | 0.86 | 0.83 | 0.84 | 50000 |
| Weighted | 0.86 | 0.86 | 0.86 | 50000 |

Tabelle : SVM mit den drei häufigsten Klassen

Die SVM mit der die meisten Testläufe durchgeführt wurden nutzt als Loss-Funktion das stochastische Gradientenverfahren. Eine Anpassung der Lossfunktion auf das für Klassifikationsaufgaben empfohlene sigmoid-Kernel erzielte zwar gute Ergebnisse (**Tabelle 11**), die Rechenzeit war aber deutlich höher als bei allen anderen Durchläufen. Sinnvoll wären deshalb weitere Tests mit Recheneinheiten mit höherer Leistung.  
Für alle beschriebenen Ergebnisse wurde TF-IDF als Vektorisierungsmethoden verwendet, da mit den einfachen Häufigkeiten und sonst gleichen Parametern schlechtere Ergebnisse erzielt wurden (**Tabelle** **10** im Anhang).

Neben der Menge an Trainingsdaten scheint auch die Textlänge eine Rolle zu spielen.

Eine These, die geprüft wurde, war, ob die ersten **n-**Wörter ausreichen, um einen Klassifikationserfolg zu erzielen, da die ersten Wörter eines Textes für den Inhalt am aussagekräftigsten sein sollten. **Tabelle 7** bestätigt die These in Teilen. Der Erfolg bei infrequenten Klassen bleibt kaum messbar. Die Leistung für die Klassen GRF und KOM sinken ebenfalls deutlich ab. Nur für INT und REZ bleibt die Leistung auf einem ähnlichen Niveau wie in **Tabelle 4**.

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | Precision | Recall | F1 | Support |
| CHR | 0.05 | 0.01 | 0.01 | 322 |
| ESS | 0.17 | 0.01 | 0.02 | 1439 |
| GRF | 0.74 | 0.68 | 0.71 | 7563 |
| INT | 0.79 | 0.87 | 0.83 | 16779 |
| KOM | 0.67 | 0.61 | 0.64 | 7679 |
| REP | 0.60 | 0.13 | 0.21 | 1772 |
| REZ | 0.79 | 0.94 | 0.86 | 14446 |
|  |  |  |  |  |
| Accuracy |  |  | 0.77 | 50000 |
| Macro | 0.55 | 0.46 | 0.47 | 50000 |
| Weighted | 0.74 | 0.77 | 0.74 | 50000 |

Tabelle : SVM mit den ersten 300 Wörtern

# Schluss

Der im Rahmen dieses Projektes entstandene Proof of Concept konnte zeigen, dass eine automatisierte Erkennung von Beta-Klassen bzw. Textgattungen mit Trainingsdaten aus der PAN-Datenbank möglich ist. Besonders interessant dabei ist, dass dazu weder ein hochkomplexes DeepLearning-Modell notwendig ist noch eine aufwändige Umstrukturierung der Trainingsdaten. Zentrale Fragen aus dem Empfehlungsschreiben der EG:Mining konnten beantwortet werden. Die Menge an Dokumenten für die priorisierten Klassen ist nicht für alle Klassen ausreichend. Für Grafiken, Rezensionen, Kommentare und Interviews konnten gute Ergebnisse erzielt werden. Dagegen reicht die Leistung bei Chronologien, Reportagen und Essays nicht aus. Eine automatische Klassifizierung für manche Gattungen ist somit realistisch. Der Aufwand für einen gesamten Pipeline-Durchgang von der Vorprozessierung bis zum Ergebnis dauerte im Schnitt 6-7 Stunden, wobei die verfügbare Rechenleistung und nicht auf Leistung optimierte Skripte verwendet wurden.

## Best practices

Im Projektverlauf konnten einige best practices identifiziert werden. Zum einen wurden gute Ergebnisse mit verhältnismäßig „alten“ Methoden erzielt. Die agile Entwicklungsmethode mit iterativen Entwicklungszyklen war förderlich für einen reibungslosen Entwicklungsverlauf. Es bietet sich vor der Entwicklung an eine Roadmap anzulegen, die Teilziele bzw. Entwicklungszwischenschritte definiert. Eine SWOT-und Stakeholderanalyse helfen im Vorfeld dabei das Projekt einzuordnen und die Chancen und Risiken, sowie die Kommunikationsschleifen zu visualisieren.

## Lessons learned

Insgesamt hätte mehr Kommunikation mit den Stakeholdern stattfinden können. Zudem stellte sich heraus, dass ein wichtiger Stakeholder (die Partner am Frauenhofer-Institut) nicht berücksichtigt worden sind. Ein früher Kontakt hätte bei der Entwicklung der Modelle geholfen. Da mit dem Abschluss dieser Arbeit die Implementierung nicht abgeschlossen werden konnte, wird im weiteren Verlauf mehr Wert auf die Kommunikation gelegt, um Missverständnisse zu vermeiden und um Hürden abzubauen. Außerdem zeigte sich, dass zu viele Rollen auf einer Person vereint worden sind. Eine Arbeitsteilung hätte hier für Entlastung gesorgt. Dagegen standen allerdings die fehlenden Kapazitäten bei den relevanten Stakeholdern und Ansprechpartner\*innen. Der Schluss, der daraus gezogen wird, ist, dass sich zu viel für zu wenig Zeit vorgenommen wurde, sodass die Ziele niedriger gesetzt hätten werden sollen. Menschliche Ausfallfaktoren wie Krankheit oder andere höher priorisierte Verpflichtungen sind beispielweise nicht in der Risikoanalyse miteinbezogen worden.   
Ein anderer Aspekt, der nicht richtig in der Zeitplanung berücksichtigt worden ist, ist, die Dauer der Berechnungen bei den einzelnen Pipelinekomponenten. Hier wurde versäumt effizientere Lösungen zu finden, um die riesigen Datenmengen zu verarbeiten.

## Ausblick

Der Proof-of-Concept wird im nächsten Schritt in den relevanten Runden (Team Text der HA IDA, Text in Medas, EG:Mining) final präsentiert. Parallel dazu soll ein erster Kontakt mit den Entwickler\*innen des Frauenhofer-Instituts aufgenommen werden, um sich zum einen auszutauschen und zum anderen eine Implementierung in das MDH:Mining zu diskutieren. In der Zwischenzeit muss geklärt werden, ob es möglich ist, mehr Daten sammeln, da nur auf Daten, die für den SWR verfügbar waren, trainiert worden ist. Darüber hinaus sollen weitere Modelle, vor allem Deep Learning Architekturen wie BERT, getestet und evaluiert werden. Diese Aufgabe könnte in einer Folgearbeit übernommen werden, da eine Implementierung nicht zeitkritisch ist. Das Projekt soll weiter bis zur Implementierung betreut werden. Gegebenenfalls müssen dazu weitere Kapazitäten frei gemacht werden, um eine schnellere Implementierung voranzutreiben.

Mit Daten testen, die nicht teil der Trainings und Testdaten gewesen sind.

Quellen

Monografien

M\_1 B. Bengfort, R. Bilbro, and T. Ojeda. (2018). *Applied Text Analysis with Python: Enabling Language-Aware Data Products with Machine Learning*. O’Reilly Media, Inc,Sebastopol, CA, first edition edition. ISBN 978-1-4919-6304-3.

M\_2 N. Indurkhya und F. J. Damerau (2010). *Handbook of Natural Language Processing*. Chapman & Hall/CRC Machine Learning & Pattern Recognition Series. Chapman & Hall/CRC, Boca Raton, FL. ISBN 978-1-4200-8592-1. 84

M\_3 D. Jurafsky und J. H. Martin (2020). *Speech and Language Processing: An Introduction to Natural Language Processing, Computational Linguistics, and Speech Recognition*.Prentice Hall PTR, USA, 1. Edition. ISBN 978-0-13-095069-7.

M\_4 U. Kamath, J. Liu, and J. Whitaker (2019). *Deep Learning for NLP and Speech Recognition*. Springer International Publishing, Cham. ISBN 978-3-030-14595-8 978-3-030-14596-5.

M\_5 M. Kirk. *Thoughtful Machine Learning with Python: A Test-Driven Approach*. (2019). O’Reilly, Beijing ; Boston, 1. Edition, ISBN 978-1-4919-2413-6.

Aufsätze

A\_1 J. Devlin, M.-W. Chang, K. Lee, und K. Toutanova (2019) BERT: *Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding*.

A\_2 T. Joachims. (1998) *Text categorization with Support Vector Machines: Learning with many relevant features*. In J. G. Carbonell, J. Siekmann, G. Goos, J. Hartmanis, J. van Leeuwen, C. Nédellec, and C. Rouveirol, editors, *Machine Learning: ECML-98*, Volume 1398, 137–142. Springer Berlin, Heidelberg. ISBN 978-3-540-64417-0 978-3-540-69781-7.

A\_3 E. Leopold and J. Kindermann (2002) Text Categorization with Support Vector Machines. How to Represent Texts in Input Space? *Machine Learning*, 46(1/3):423–444, 2002. ISSN 08856125.

A\_4 F. Sebastiani. (2002) Machine learning in automated text categorization. *ACM Computing Surveys*, 34(1):1–47.

A\_5 R. H. Baayen (2001) Word Frequency Distributions, Vol. 18 of *Text, Speech and Language Technology*. Springer Netherlands, Dordrecht. ISBN 978-1-4020-0927-3 978-94-010-0844-0.

Elektronische Dokumente (aus gesicherten Quellen)

E\_1 Precision und Recall (2022). Wikipedia. Abgerufen von <https://en.wikipedia.org/wiki/Precision_and_recall>

E\_2 Bayes Klassifikator (2022). Wikipedia. Abgerufen von https://de.wikipedia.org/wiki/Bayes-Klassifikator

E\_3 Token (2022). Wikitionary. Abgerufen von <https://de.wiktionary.org/wiki/Token>

E\_4 XML (2022). Wikipedia. Abgerufen von (<https://de.wikipedia.org/wiki/Extensible_Markup_Language>)

Sonstige Quellen

X\_1 Jochemich, H., Lepper Y. und Schek M. (WDR) (2022): Präsentation: Projekt Text in Medas. Internes Dokument

X\_2 K-ARL (2022): Protokoll zur Sonder-Viko: Text in Medas. Internes Dokument

X\_3 Bauer, C., Beckers T., Brinkmann, B., Frost, J., Hofrichter, O., Ludwig, S., Walhöfer R., Wenger-Glemser, G. (2021): Empfehlungspapier zu TiMI5-158 – automatisierte Erkennung von Textgattungen. Internes Dokument.

X\_4 Schumacher, T. (2020). *Grundprimitive der Kategorisierung von Textdaten*. Methodenvergleich am Beispiel von ZDF-Mediathek Daten. Internes Dokument

Abbildungen

[Abbildung 1: Swot-Analyse (eigene Darstellung) 8](#_Toc118993279)

[Abbildung 2: Übersicht Komponenten MDH 10](#_Toc118993280)

[Abbildung 3: Systemübersicht (Aktuell) 11](#_Toc118993281)

[Abbildung 4: Systemübersicht (zukünftig) 12](#_Toc118993282)

[Abbildung 5: Systemübersicht – Komponenten MDH:Presse 13](#_Toc118993283)

[Abbildung 6: Influence/Interest-Matrix (eigene Darstellung) 15](file:///C:\Users\tschu\Desktop\Dieburg\WIP%20Dokumente\Projektbericht_wip.docx#_Toc118993284)

[Abbildung 7: Lineare Regression (eigene Darstellung) 27](#_Toc118993285)

[Abbildung 8: Logistische Regression (eigene Darstellung) 27](#_Toc118993286)

[Abbildung 9: Trennung der Daten mit Support Vektoren (eigene Darstellung) 30](#_Toc118993287)

[Abbildung 10: Precision und Recall 32](#_Toc118993288)

[Abbildung 11: Konfusionsmatrix (eigene Darstellung) 34](#_Toc118993289)

[Abbildung 12: Anteil Präsentationsformen (gesamt) 37](#_Toc118993290)

[Abbildung 13: Anteil Präsentationsformen (priorisiert) 37](#_Toc118993291)

[Abbildung 14: Auszug aus PAN-XML eines Pressetextes 39](#_Toc118993292)

[Abbildung 15: Parametereinstellung für Klassifikation (Beispiel) 42](#_Toc118993293)

[Abbildung 16: Pseudo-Code Klassifikationspipeline 43](#_Toc118993294)

Tabellen

[Tabelle 1: Beispieldokumente Spam | Kein Spam 25](#_Toc118993295)

[Tabelle 2: Anzahl Präsentationsformen 36](#_Toc118993296)

[Tabelle 3: Klassifikationsmatrix 44](#_Toc118993297)

[Tabelle 4: SVM mit unprozessierten Texten (keine Normalisierungen) 45](#_Toc118993298)

[Tabelle 5: SVM mit gleich vielen Trainingsdaten 46](#_Toc118993299)

[Tabelle 6: SVM mit den drei häufigsten Klassen 47](#_Toc118993300)

[Tabelle 7: SVM mit den ersten 300 Wörtern 47](#_Toc118993301)

[Tabelle 8: SVM mit allen PAN-Klassen (5000 Dokumente) 55](#_Toc118993302)

[Tabelle 9: SVM mit balancierten Klassen 56](#_Toc118993303)

[Tabelle 10: SVM mit CountVectorizer statt TF-IDF 56](#_Toc118993304)

[Tabelle 11: SVM mit sigmoid als Lossfunction 57](#_Toc118993305)

[Tabelle 12: Naive Bayes 57](#_Toc118993306)

[Tabelle 13: Logistische Regression 58](#_Toc118993307)

Abkürzungen und Akronyme

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| BERT | Bidirectional Encoder Representations from Transformers |  | REP | Reportage |
| Ca. | circa |  | REZ | Rezension |
| CHR | Chronologie |  | SVM | Support Vektor Maschine |
| ESS | Essay |  | SWR | Südwestrundfunk |
| GRF | Grafik |  | TFIDF | Term frequency inverse document frequency |
| INT | Interview |  | Vgl. | Vergleiche |
| KOM | Kommentar |  | z.B. | Zum Beispiel |
| MDH | Media Data Hub |  |  |  |
| MDH:CS | MDH: Crossmediale Suche |  |  |  |
| NLP | Natural language processing |  |  |  |
| POS | Part-of-speech |  |  |  |
| PoC | Proof of concept |  |  |  |
| PAN | Presse Archiv Netzwerk |  |  |  |

Anhang

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | Precision | Recall | F1 | Support |
| ANA | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 6 |
| BER | 0.76 | 0.96 | 0.85 | 3669 |
| CHR | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 7 |
| ESS | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 36 |
| FRG | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1 |
| GRF | 0.26 | 0.05 | 0.08 | 174 |
| INT | 0.44 | 0.13 | 0.20 | 423 |
| KOM | 0.50 | 0.02 | 0.04 | 159 |
| KTE | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 22 |
| LES | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1 |
| LEX | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 2 |
| PRM | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 16 |
| REP | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 40 |
| REZ | 0.68 | 0.21 | 0.32 | 346 |
| SAT | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1 |
| SER | 0.04 | 0.02 | 0.03 | 51 |
| TIT | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 37 |
| WRT | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 9 |
|  |  |  |  |  |
| Acc |  |  | 0.73 | 5000 |
| Macro | 0.15 | 0.08 | 0.08 | 5000 |
| Weighted | 0.66 | 0.73 | 0.66 | 5000 |

Tabelle : SVM mit allen PAN-Klassen (5000 Dokumente)

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | Precision | Recall | F1 | Support |
| CHR | 0.05 | 0.59 | 0.09 | 1892 |
| ESS | 0.12 | 0.39 | 0.19 | 8763 |
| GRF | 0.63 | 0.61 | 0.62 | 45175 |
| INT | 0.84 | 0.69 | 0.76 | 99758 |
| KOM | 0.72 | 0.50 | 0.59 | 46112 |
| REP | 0.21 | 0.51 | 0.29 | 10551 |
| REZ | 0.88 | 0.66 | 0.75 | 85959 |
|  |  |  |  |  |
| Acc |  |  | 0.62 | 298210 |
| Macro | 0.49 | 0.56 | 0.47 | 298210 |
| Weighted | 0.75 | 0.62 | 0.67 | 298210 |

Tabelle : SVM mit balancierten Klassen

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | Precision | Recall | f1-score | support |
|  |  |  |  |  |
| CHR | 0.13 | 0.16 | 0.14 | 1892 |
| ESS | 0.21 | 0.22 | 0.21 | 8763 |
| GRF | 0.70 | 0.73 | 0.71 | 45175 |
| INT | 0.84 | 0.84 | 0.84 | 99758 |
| KOM | 0.72 | 0.65 | 0.68 | 46112 |
| REP | 0.41 | 0.50 | 0.45 | 10551 |
| REZ | 0.86 | 0.85 | 0.86 | 85959 |
|  |  |  |  |  |
| Acc |  |  | 0.76 | 298210 |
| Macro | 0.55 | 0.56 | 0.56 | 298210 |
| Weighted | 0.77 | 0.76 | 0.76 | 298210 |

Tabelle : SVM mit CountVectorizer statt TF-IDF

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | Precision | Recall | F1 | Support |
| CHR | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 23 |
| ESS | 0.67 | 0.01 | 0.02 | 183 |
| GRF | 0.78 | 0.83 | 0.81 | 791 |
| INT | 0.90 | 0.92 | 0.91 | 1612 |
| KOM | 0.71 | 0.78 | 0.74 | 756 |
| REP | 0.82 | 0.42 | 0.56 | 193 |
| REZ | 0.86 | 0.95 | 0.90 | 1442 |
|  |  |  |  |  |
| Accuracy |  |  | 0.84 | 5000 |
| Macro | 0.68 | 0.56 | 0.56 | 5000 |
| Weighted | 0.83 | 0.84 | 0.82 | 5000 |

Tabelle : SVM mit sigmoid als Lossfunction

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | Precision | Recall | F1 | Support |
| CHR | 0.06 | 0.16 | 0.09 | 1892 |
| ESS | 0.15 | 0.21 | 0.18 | 8763 |
| GRF | 0.54 | 0.67 | 0.60 | 45175 |
| INT | 0.64 | 0.60 | 0.62 | 99758 |
| KOM | 0.63 | 0.41 | 0.50 | 46112 |
| REP | 0.30 | 0.42 | 0.35 | 10551 |
| REZ | 0.78 | 0.78 | 0.78 | 85959 |
|  |  |  |  |  |
| Accuracy |  |  | 0.61 | 298210 |
| Macro | 0.44 | 0.46 | 0.44 | 298210 |
| Weighted | 0.63 | 0.61 | 0.62 | 298210 |

Tabelle : Naive Bayes

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Precision | Precision | Recall | F1 | Support |
| CHR | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1892 |
| ESS | 0.10 | 0.14 | 0.12 | 8763 |
| GRF | 0.56 | 0.64 | 0.60 | 45175 |
| INT | 0.70 | 0.79 | 0.74 | 99758 |
| KOM | 0.64 | 0.37 | 0.47 | 46112 |
| REP | 0.19 | 0.28 | 0.22 | 10551 |
| REZ | 0.80 | 0.71 | 0.75 | 85959 |
|  |  |  |  |  |
|  |  |  | 0.63 | 298210 |
|  | 0.43 | 0.42 | 0.41 | 298210 |
|  | 0.65 | 0.63 | 0.64 | 298210 |

Tabelle : Logistische Regression

Eidesstattliche Erklärung

Hiermit erkläre ich, dass ich die vorliegende Arbeit selbständig erstellt und keine anderen als die angegebenen Hilfsmittel und Quellen verwendet habe.

Soweit ich auf fremde Materialien, Texte oder Gedankengänge zurückgegriffen habe, enthalten meine Ausführungen vollständige und eindeutige Verweise auf die Urheber und Quellen.

Alle weiteren Inhalte der vorgelegten Arbeit stammen von mir im urheberrechtlichen Sinn, soweit keine Verweise und Zitate erfolgen.

Mir ist bekannt, dass ein Täuschungsversuch vorliegt, wenn die vorstehende Erklärung sich als unrichtig erweist.

\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_   
**Ort, Datum Unterschrift**

1. Mit diesen Verfahren beschäftigen sich beispielweise die Dieburg-Projekte von Constantin Förster (BR) und Jana Gierden (SWR) aus dem Jahr 2022. [↑](#footnote-ref-1)
2. Der Desk ist die zentrale Anlaufstelle für Recherchen und steht allen Redaktionen des SWRs zur Verfügung. [↑](#footnote-ref-2)
3. Mehr dazu in **7.2** [↑](#footnote-ref-3)
4. Die Liste an Anwendungsgebieten ist lang. Eine gute Übersicht findet sich auf <https://en.wikipedia.org/wiki/Category:Tasks_of_natural_language_processing> [↑](#footnote-ref-4)
5. Im weiteren Verlauf werden solche Algorithmen allgemein als Klassifikatoren bezeichnet. [↑](#footnote-ref-5)
6. Diese Einstellung ist notwendig, da der Klassifikator sonst zu keinem Ergebnis gekommen ist. Leider konnte der Autor nicht nachvollziehen, wieso dem so ist. [↑](#footnote-ref-6)
7. Die Ergebnisse für den Naive Bayes sind in **Tabelle 12** und für die Logistische Regression in Tabelle 13 im Anhang. [↑](#footnote-ref-7)