# **Anticipation de questions pour ma thèse**

## Tailles d’effets non standardisées : réflexion (résumé de l’article de Pek & Flora)

1. Il y a des situations où les tailles d’effet non standardisées sont très pertinentes. Par exemple, quand on crée un modèle, on va souvent utiliser les paramètres du modèle estimé comme mesure de taille d’effet (ex. : la pente non standardisée d’une droite de régression).

***Ex****. : le score d’IAT est souvent mesuré comme suit :*

* *On calcule le temps de latence moyen des items « cohérents » pour un raciste (blancs associés aux mots positifs et noirs associés aux mots négatifs), idem pour les items « incohérents » (blancs négatifs et noirs positifs).*
* *On calcule le log de ces deux moyennes, après winsorization (= remplacement des scores extrêmes par d’autres si j’ai bien compris)*
* *On calcule la différence des deux logs (= log(temps moyen de latence items* ***in****compatibles) – log (temps moyen de latence des items compatibles) 🡪 plus c positif, plus ça veut dire qu’ils buggent sur les items incompatibles et donc a priori ont du mal avec les noirs.*
* *On pourrait s’intéresser à la relation entre le score et l’IAT et le score à une échelle de racisme, et se dire par exemple que’ «quand le score à l’IAT augmente de 10 ms, on peut prédire une augmentation du score sur l’échelle de racisme de 0.3 points ». La taille d’effet ici est une pente de droite de régression = mesure non standardisée.*

1. On prétend souvent que les mesures standardisées sont « mieux » parce qu’on utilise en psycho des mesures « arbitraires ». Mais même ces mesures arbitraires peuvent avoir un intérêt, en termes de score brut, à condition que des experts aient trouvé un consensus.

*Ex. : Imaginons qu’on calcule la différence de scores de lecture entre les filles et les garçons adolescents en utilisant les scores de lecture de PISA (Programme for International Student Assessment reading scores). Avec ce programme, on définit 5 niveau de lecture (environ 70 points entre les niveaux): Niveau 1 (335-407), Niveau 2 (408-480), Niveau 3 (481-552), Niveau 4 (553-625), Niveau 5 (> 625). Imaginons qu’on trouve une différence de score de 60 points, ça veut dire qu’il y a une différence de ¾ de niveau. ce score de 60 peut être directement comparé aux guidelines prévue pour cette échelle.*

*Lire exemple de l’alcool « C:\Users\mdelacre\Dropbox\Préparation défense thèse\tailles d'effet brutes\ex alcohol.pdf »*

Autre : le BDI (Beck Depression Inventory): échelle à 21 items (chaque item rapporte entre 0 et 3 points), on parle de dépression sévère quand score entre 30 et 63. Une diminution de 14 points (en passant de 40 à 26) pourrait être interprété par une personne qui connait bien cette échelle 🡪 ça montre qu’une ES non standardisée peut être très parlante ! Ce qui compte surtout, c’est le consensus de la part des chercheurs sur ce qui représente un grand effet pour une échelle en particulier . D’après Pek et Flora.

Au contraire, si on n’a pas de guidelines dans un contexte donné et pour un certain groupe cible pour les mesures standardisées, elles sont difficiles à interpréter.

*Pour reprendre notre exemple, déterminer l’écart en termes de « niveaux » sur les score brut est plus parlant que de dire, par exemple, qu’on trouve un d de Cohen de 1.2, qu’on aura plutôt tendance à interpréter en utilisant les balises arbitraires de Cohen peu adaptées au Cohen, parce qu’on ne dispose pas encore de guidelines précises dans ce contexte* (Gignac & Szodorai, 2016, cités par Pek et Flora).

Autre exemple : dire qu’en soirée, les hommes boivent en moyenne 2 bières de plus que les femmes parle plus que de dire que le petit d de Cohen vaut 0.2. Alors que pourtant, à partir de 2 verres d’alcool (0,5 grammes d’alcool dans le sang), on considère qu’on a trop bu pour pouvoir conduire, par exemple, donc clairement c’est une différence qui a de l’importance. .

1. Même quand le but est in fine de calculer une mesure standardisée précise, il est souvent mieux de disposer des descriptives dans un article, pour pouvoir calculer LA mesure qui nous intéresse. Du coup, dans certains domaines, on conseille de privilégier les mesures non standardisées (tel que la différence de moyenne) :

* Dans le contexte des méta-analyses, on conseille souvent de se fier plutôt aux descriptives pour ensuite calculer la mesure standardisée qui correspond à ce dont on a besoin plutôt que de se fier directement à une mesure standardisée proposée (ex. : d de Cohen) ;
* Dans le contexte des analyses de puissance, il est recommandé d’utiliser des mesures non standardisées de manière à incorporer toutes les informations disponibles et ainsi calculer plus précisément la puissance en prenant directement en compte les particularités de l'étude conçue.

Il faut garder à l’esprit qu’une mesure de taille d’effet doit être simple et compréhensible pour le lecteur, et qu’elle doit pouvoir être interprétée **en lien avec la question de recherche** (c’est une question plus importante à se poser que de savoir si on opte pour une mesure standardisée ou non). *Ex. : Si notre but est de savoir si une thérapie améliore le bien-être, le R² ne sera pas approprié (mais ne donne aucune info concrète sur le sens de l’effet ni sur l’amplitude en termes de score). Si au contraire notre but est de déterminer si un effet est fortement soutenu par les données ou pas, alors là le R² sera la mesure adéquate.*

*Ex.2 : si notre but est de voir si le score de lecture est stable à travers le temps chez les adolescents, le coefficient de corrélation intra classe (mesure standardisée) est plus top que la covariance (car balisée et donc plus facile à interpréter).*

1. Même si on se limite au *d* de Cohen, il existe plusieurs manières différentes de calculer le standardiser, et en fonction de celui qui est choisi, on peut avoir des résultats très différents. Les mesures non standardisées quand elle font sens sont moins simples et plus familières (ex. : nombre de cigarettes fumées, temps de latence, etc.)

## Aide à l’interprétation d’une mesure standardisée

Interprétation objective quand il est possible d’établir des liens entre une différence de moyenne sur une échelle donnée et des « symptômes » concrets:

* Ex. : soit une échelle de Likert à 5 points (allant de 1 = jamais à 5 = très souvent) : on pourrait établir des liens entre ce score et des symptômes du style « *le nombre de cigarettes fumées par jour par des individus qui ont un score de 1.2* »).
* Ex. : on pourrait établir des liens entre les ressentis subjectifs en termes d’amélioration de la dépression de patients dépressifs et l’évolution du score sur l’échelle du BDI dans ce même laps de temps, comme l’ont fait Button et al. (2015).

1. On constate que les mesures de taille d'effet ne sont toujours pas appréciées à leur juste valeur et sont souvent mal comprises, même par les professionnels [@funder\_evaluating\_2019]. En conséquences, bien qu'on enseigne couramment aux étudiants comment tester la significativité des effets, il est plus rare qu'on leur enseigne comment calculer les tailles d'effets, et encore plus rare qu'on leur enseigne comment évaluer les mesures obtenues. Même lorsque les mesures sont interprétées, elles le souvent souvent sur base de balises qui n'ont aucun sens "dans l'absolu", sans cadre de référence (ex.: r = .10 = petit effet; r=.30 = effet moyenne, etc.). Petit ou moyen par rapport à quoi? Si on veut utiliser des balises, il faut le faire en comparnat aux résultats obtenus dans d'autres études. On peut dire en croisant quelqu'un dans la rue "il est petit" ou "il est grand" parce qu'on le compare à l'ensemble des humains. De la même manière, on pourrait dire si un effet est petit ou grand en comparaison aux autres effets observés. Plusieurs auteurs tels que que **Richard et al** (2003, cités par Funder et al. 2019) ou plus récemment **Gignac & Szodorai** (2016, cités par Funder et al. 2019) ont fait de grosses revues méta-analytiques allant dans ce sens. Attention: ils ont trouvé en moyenne un r de .21 par exemple, mais faut pas oublier le biais de publication (donc on sait que si on a un effet de .21, c'est déjà plus grand que bcp d'effet.. Funder et al (2019) ont pris cette information en compte en proposant leur nouvelle benchmark dans leru article.) \*On a tenté d'expliquer la notion d'ES le plus clairement possible. Et bien que nos comparaisons reposent essentiellement sur des critères inférentiels, nous avons tenté de garder la dimension interprétative à l'esprit à travers notre manuscript\*. \*Il y a eu pas mal de discussions pour savoir comment améliorer l'interprétation des mesures (ex.: le binomial effect-size display, ou la propostiion de Benchmark faite par FUnder et al. (2019)).\*

## Pourquoi on s’intéresse à la taille d’effet même sans s’en rendre compte…

Dire « je m’intéresse au sens d’un effet mais pas forcément à l’amplitude de la différence » n’a pas vraiment de sens. En effet, il existe un lien mathématique très évident entre la taille d’effet et la significativité : dire « j’accepte un effet comme étant significatif s’il est associé à une pvaleur inférieure à .05 » revient exactement au même, mathématiquement parlant, que de dire « j’accepte un effet comme étant significatif s’il est associé à une taille d’effet supérieure ou égale à XXX » (varie en fonction du n). Donc même si c’est sans s’en rendre compte, on s’intéresse à la taille d’effet (Funder et al. 2019).

Remarque : Il peut parfois être argumenté que le sens d’un effet intéresse plus que son amplitude, dans une réplication. C’est le cas par exemple si l’effet a une direction très surprenante (on ne s’attendait pas à observer un effet et donc on tente de répliquer sa significativité et sa directionnalité ; Anderson & Maxwell, 2016).

## Bootstrapping : comprendre comment l’utiliser pour comparer les moyennes

Voir aussi « randomization test » (livre de Edgington, 1980)

## Quid du bayésien ? essayer de trouver une réponse-type au cas où (cf . article de Daniel éventuellement ?)

"A review by van de Schoot, Winter, Ryan, Zondervan-Zwijnenburg, and Depaoli (2017) revealed that 31% of articles in the psychological literature that used Bayesian analyses did not even specifiy the prior that was used, at least in part because the defaults by the software package were used. Mindless statistic are not limited to pvalues" (dans l'article de Daniel... j'adore cet argument!)

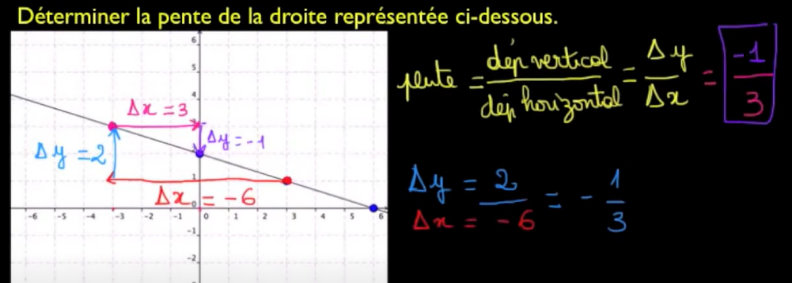
## Lien test de Welch et régression

[Common statistical tests are linear models (or: how to teach stats) (lindeloev.github.io)](https://lindeloev.github.io/tests-as-linear/#52_welch%E2%80%99s_t-test)

**Script R :** Welch\_modelelineaire.R

## L’intercept et la pente de régression quand on compare la moyenne de deux groupes :

De manière générale, voici comment on calcule la pente d’une régression :



Dans le contexte de la comparaison de deux moyennes… peu importe qu’on considère qu’il y a homoscédasticité ou pas, ça ne change rien à la définition des coefficients (ce qui va changer, c’est le test t réalisé sur le b1, cf. point 5.2).

n1 <- 10

n2 <- 12

Gr1 <- rnorm(n1)

Gr2 <- rnorm(n2)

y <- c(Gr1,Gr2)

x <- c(rep(1,n1),rep(2,n2))

#Représentation graphique des points + descriptives

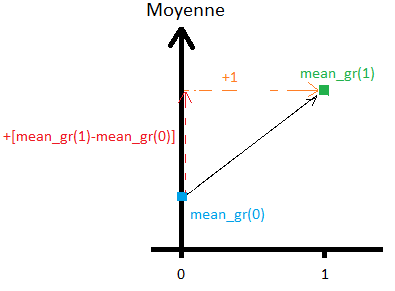
plot(y~x)

means <- tapply(y, x, mean) # Moyenne par groupe

m0 <- means[1]

m1 <- means[2]

… si j’utilise des dummy codes (0 ; 1)  :



Sachant que y = b0+b1x

* **b0 = ordonnée à l’origine** = valeur prédite pour y quand x = 0 (= moyenne du groupe codé 0)
* **b1 = pente** = (cf. schéma ci-dessus) = =

Intuitivement, la meilleure prédiction qu’on peut faire pour un point appartenant à un groupe donné correspond à la moyenne de ce groupe.

Sachant que

* Si x = 0 : = m0
* Si x = 1 : = m1 🡨🡪 = m1 - = m1-m0

# Utiliser le modèle linaire

# (a) avec le dummy coding

x <- c(rep(0,n1),rep(1,n2))

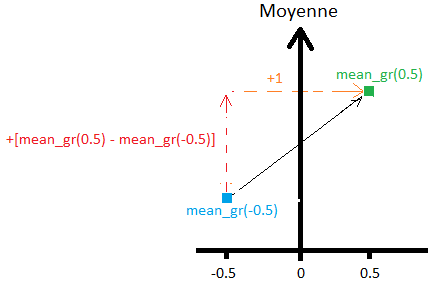
regr<-summary(lm(y~x))

round(regr$coefficients[1],5)==round(m0,5) # y = b0+b1x --> quand x = 0, y = b0

# b0 = moyenne du groupe codé 0

round(regr$coefficient[2],5)==round(m1-m0,5) # b1 = pente = delta\_y/delta\_x = m1-m0

… si j’utilise des codes contrastes (-0.5 ; 0.5) :



Sachant que y = b0+b1x

* **b0 = ordonnée à l’origine** = valeur prédite pour y quand x = 0 (= moyenne non pondérée des deux groupes, puisque l’intercept est exactement à égal distance des deux moyennes)
* **b1 = pente** = (cf. schéma ci-dessus) =

=

Intuitivement, puisque ni (= la différence de moyenne) ni (l’écart entre les 2 codes donnés) n’a changé, la pente est identique à celle obtenue avec le dummy coding. On n’a fait que « translater » la pente d’un demi-point vers la gauche. Donc seule l’ordonnée à l’origine () change.

# (b) Avec des prédicteurs centrés

x <- c(rep(-.5,n1),rep(.5,n2))

regr<-summary(lm(y~x))

round(regr$coefficients[1],5)==round((m0+m1)/2,5) # b0 est à mi-chemin entre les 2 moyennes,

# et correspond donc à la moyenne non pondérée

# des deux moyennes

round(regr$coefficient[2],5)==round(m1-m0,5) # b1 = pente = delta\_y/delta\_x = (m1-m0)/1 = (m1-m0)

* **CCL** : Puisque l’écart entre les deux valeurs sur l’axe des x est identique dans les deux cas, la pente sera la même dans les deux situations, mais par contre la valeur de l’intercept change 😊

## Welch : un cas particulier où l’on n’assume pas les variances identiques

Comme dit précédemment, si je réalise une régression n’impliquant pas qu’il y ait égalité des variances, je vais obtenir exactement les mêmes valeurs pour b0 et b1. Par contre, le test de significativité sur les coefficients va changer.

**Dans R**, en passant par le menu « gls », on a la possibilité de spécifier qu’on veut considérer dans notre régression un terme d’erreur qui n’implique pas une variance commune. De la sorte, on peut obtenir exactement la même valeur de statistique qu’en passant par le test t de Welch.

Cependant, le test de Welch se base sur l’approximation Satterwaithe pour estimer les degrés de liberté, et ce n’est pas le cas du package gls. Pour cette raison, on obtient des degrés de liberté différents avec les deux méthodes (et donc forcément des p-valeurs aussi différentes).

**Dans Jamovi**, en téléchargeant le package gamlj, on peut faire des modèles linéaires généralisés, mais rien d’équivalent au test de Welch. Via SPSS par contre, il parait que c’est possible.

# Exemple concret d’étude où il y a un souci d’hétéroscédasticité et que cela amène à mal estimer les choses

**Essayer de trouver un exemple d’une étude. Eventuellement calculer le d de Cohen (le classique) obtenu sur cette étude et le comparer à la valeur qu’on aurait obtenu avec le d non poolé… pour montrer que ça peut enraîner de grandes différences. Jf,**

## Exemple concret d’étude où on tente de montrer une absence de différence sur base d’un non-rejet de l’hypothèse nulle

**Résumé de l’article de Allison et al. (1993)[[1]](#footnote-1)** : ils ont étudié des produits alimentaires trouvés dans des commerces à Manhattan qui se déclaraient « produits sain » ou « produits de régime » (= produits contenant les mots « lite » « low-calorie », « reduced-calorie », « diet », »low-fat », « no-fat », ou « health » dans le descriptif), parmi lesquels :

* 12 sont distribués régionalement (n1=12)
* 20 sont commercialisés nationalement (n2=20)
* et 8 sont préparés localement (n3=8)

La VD de l’étude est l’écart entre les calories annoncées et le vrai nombre de calories, exprimé en % :

Ils ont déterminé le nombre de vraies calories en utilisant le calorimètre de Miller & Payne (1959), et masquaient le nombre de calories annoncées aux évaluateurs pour éviter de les influencer. Et ils faisaient le test 2 fois par aliment, et s’ils obtenaient un écart supérieur à 0.03kcal entre deux essais, ils recommençaient une 3ème fois et se fiaient aux 2 mesures les plus proches. Ils ont obtenu une corrélation test-retest de .9992 (donc super fiable apparemment).

La FDA (Food and Drug Administration) autorise une erreur de 20% mais en pratique, on constate que l’erreur dépasse parfois largement ces 20%.

Voici les descriptives trouvées[[2]](#footnote-2) :

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Région : | Écart par « produit » : Moyenne(SD) | Écart par gramme : moyenne(SD) |
| Local | 85.42%(77.88%) | Valeur non donnée |
| Régional | 25.22%(15.58%) | 14.97%(17.95%) |
| National | 2.18(13.93%) | 0.01%(9.13%) |

Dans l’exemple de cette étude, à deux reprises, ils font l’erreur d’interpréter un NRH0 comme une AH0 (et en plus, ils le font sur base de tests t, et ce malgré des violations flagrantes de plusieurs conditions comme ils le signalent eux même) :

1. Ils utilisent plusieurs moyens de vérifier la fiabilité de la mesure « réelle » de calories. Parmi ces méthodes on retrouve ceci : en général, ils faisaient le test 2 fois par produit, et ils ont fait un test *t* pour échantillons dépendants (en bilatéral) : «**the first and second calorimetric measurements for the duplicate sample were tested for statistically significant mean differences by using a dependent-samples two-tailed t test. The mean caloric measurement was 944 (SD=731.9) for trial 1 and 942.7 (SD=730.3) for trial 2 (t=0.31; df=39;p=.76)**». Heureusement, ce n’était pas la seule méthode sur laquelle ils se fiaient pour montrer la fiabilité de la méthode (ils ont aussi calculé une corrélation très très proche de 1 entre les 2 essais).
2. Ils expliquent que pour les produits nationaux, il n’y avait pas de différence significative entre les calories annoncées et les calories réelles (en posant comme hypothèse nulle une absence de différence entre les deux) et concluent que « **nationally advertised food items were quite accurate** ». 🡪 Encore la même erreur ! C’est d’autant plus flashant qu’avec seulement 20 produits, la puissance du test est certainement très faible…

## Exemple méthodologique de contexte où l’on tente de montrer une absence de différence sur base d’un non-rejet de l’hypothèse nulle

Bien sûr, il y a la traditionnelle vérification des conditions d’application.

Mais aussi, en méta-analyses quand on tente d’étudier un effet donné, on tente parfois de voir s’il existe des variations dans les mesures analysées qui dépassent l’erreur de mesure, en calculant (voir le point sur les tailles d’effet hétérogène de Judd pour comprendre ce concept). Pour ce faire, on utilise le test chi-carré d’homogénéité (symbolisé Q de Cochran). 🡪 Lire article de Cochran (1954) que j’ai mis dans la section sur l’hétérogénéité des tailles d’effet pour voir s’ils l’interprètent parfois en AH0 (mais vu son nom, je dirais que oui 😊 ).

## Exemple concret d’étude où une petite taille d’effet a un intérêt pratique

**Ex. de Pek et Flora** : Imaginons qu’une thérapie contre l’anxiété permette à des coureurs de réduire leur temps de course de quelques millisecondes. Cette toute petite différence pourrait les faire monter sur le podium face à des compétiteurs de même niveau (donc grand intérêt pratique).

## Relire les taille d’effet hétérogène de Judd (pour Yzerbit)

Quand on réplique plusieurs études sur le même effet, on observe souvent des variations dans les estimations de taille d’effet qui dépassent la simple erreur d’échantillonnage (ce sont plus que des variations aléatoires ; en moyenne, l’hétérogénéité serait trois fois plus grande que celle due à l’erreur d’échantillonnage, d’après Stanley et al. 2018) 🡪 on conclut aux tailles d’effet hétérogènes à travers les études (même dans les réplications directes).

Cela a pour conséquence d’augmenter le taux d’erreur de type I relatif à l’hypothèse d’après laquelle la moyenne de la population de taille d’effet diffère de 0.

**Solution** : estimer le VRAI écart-type de la mesure de taille d’effet (ex. : = l’écart-type de la mesure Cohen’s d APRES avoir supprimé l’effet de l’erreur d’échantillonnage[[3]](#footnote-3) ; par opposition à qui est l’erreur standard)[[4]](#footnote-4).

A quoi serait dûe l’hétérogénéité ?

* À des modérateurs cachés (variations dans les expérimentateurs, participants, histoire, place, etc.)
* Des variations aléatoires (en fait il est impossible d’anticiper tous les modérateurs et donc il restera tj de l’hétérogénéité)

Vincent proposait d’envisager d’étudier la distribution des tailles d’effet plutôt que la tendance centrale via le TOST. Lire article de Hedges & Vevea (1998) pour comprendre un peu l’idée si j’ai le temps.

## Ok on observe des SDR différents de 1 dans la littérature, mais est-ce que les estimations de SDR faites sur base de la littérature s’écartent suffisamment de 1 :1 pour dire que ce n’est pas dû à l’erreur d’échantillonnage uniquement ?

Lire article de Ruscio & Roche (2011) : ils ont analysé un lot de 455 articles (en n’étudiant que la première étude à chaque fois), publiés dans 9 journaux de l’APA (incluant des journaux de neuropsycho, de psychologie de la santé, de psycho expérimentale, de psycho clinique, de psycho sociale, etc.). Pour chaque étude ils enregistraient entre autres le nombre de groupes, le nombre de sujets, les moyennes et écart-types de chaque groupe, ainsi que si l’étude était expérimentale (= attribution aléatoire au sein des groupes) ou corrélationnelle.

Pour chaque étude, ils ont mesuré l’hétéroscédasticité de trois manières distinctes :

1. Le ratio de variances
2. Le CVV = on calcule la somme d’écart de la variance de chaque groupe par rapport à la variance poolée, somme pondérée en fonction de la taille des groupes.

Ex. pour deux groupes :

* Du coup, si le plus petit groupe est celui qui est associé à la variance la plus proche de la variance poolée, le CVV diminue (au contraire, si le plus petit groupe est associé à la variance la plus loin de la variance poolée, le CVV augmente).
* Plus il y a de groupes, plus le CVV tend à grandir (car le numérateur sous la racine carrée grandit plus vite que le dénominateur).

1. SVH = mesure créée pour « annuler l’effet du nombre de groupes ». Le SVH peut varier de 0 (= homogénéité des variances) à 1 (quand la variance de tous les groupes sauf 1 = 0, signifiant que le ratio max/min = l’infini).

Box (1954) prétendait que le ratio de variances dépassait rarement 3 (or, un ratio de 3 correspond à un SDR de 1.73). Ruschio & Roche ont fait deux choses :

1. Ils ont déterminé, pour des designs ayant des tailles d’échantillon et un nombre de groupes similaires à ceux de leur investigation, dans quel pourcentage de cas le ratio de variances serait supérieur à 3 **si les échantillons étaient extraits de populations normales aux variances égales.**
2. Ils ont déterminé la proportion d’études dont le ratio de variances était supérieur à 3 dans leur investigation (pour voir si ce taux dépassait celui de l’erreur d’échantillonnage).

Ils ont trouvé que le ratio empirique était bien supérieur au ratio théorique (il dépassait 3 dans presque un quart des cas, alors que c’est bcp plus rare quand il y a homoscédasticité, d’après leurs estimations théoriques).

**Attention** : relativisons un peu leur constat :

* ils ont estimé le taux de VR>3, qu’on devrait estimer théoriquement, en faisant comme si les échantillons étaient extraits de populations normales. Or, on sait que c’est irréaliste en réalité (ils le disent eux même d’ailleurs). J’ai constaté qu’en considérant les valeurs de G1 et G2 que j’ai envisagé dans l’article sur les tailles d’effets que la proportion de VR supérieurs à 3 était bien plus élevée avec des distributions fortement asymétriques et heavy tailed.
* De même, si l’on compare la VR médiane et la VR maximum qu’ils trouvent empiriquement, les deux valeurs sont supérieures à celles qu’on aurait théoriquement si les données étaient extraites de populations normales aux variances identiques, mais pas forcément supérieures à ce qu’on aurait si les distributions étaient extraites de populations similaires à celles que j’ai envisagé dans mon article sur les tailles d’effet.

🡪 Tout ça me fait penser que leur étude est une très bonne idée et une très bonne piste pour estimer si vraiment les VR observées sont problématiques en réalité, mais qu’il faudrait envisager d’autres distributions théoriques que les distributions normales pour bien faire.

Attention : ce n’est pas si simple que ça parce que s’il est difficile de comparer les VR empiriques et théoriques, il est tout aussi difficile d’estimer des distributions de population réalistes (la distribution d’échantillonnage de G1 et G2 est aussi asymétrique, et donc les valeurs considérées dans mon article sont probablement aussi une large surestimation de la réalité !).

## A revoir dans la thèse avant la défense (pour être capable de le réexpliquer)

### Limite de mes articles auxquelles je n’ai pas pensé en rédigeant ma thèse

Je fais que des simulations pour tester des tests **bilatéraux**. Ça peut donner l’impression de sous-estimer le problème pour certains tests. Wilcox (2010) donne un exemple (pour un test t pour éch unique):

![Une image contenant texte, bateau, blanc

Description générée automatiquement](data:image/jpeg;base64,/9j/4AAQSkZJRgABAQEAYABgAAD/4SFGRXhpZgAATU0AKgAAAAgABgALAAIAAAAmAAAIYgESAAMAAAABAAEAAAExAAIAAAAmAAAIiAEyAAIAAAAUAAAIrodpAAQAAAABAAAIwuocAAcAAAgMAAAAVgAAEUYc6gAAAAgAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAFdpbmRvd3MgUGhvdG8gRWRpdG9yIDEwLjAuMTAwMTEuMTYzODQAV2luZG93cyBQaG90byBFZGl0b3IgMTAuMC4xMDAxMS4xNjM4NAAyMDIxOjEwOjI1IDEwOjMwOjI1AAAGkAMAAgAAABQAABEckAQAAgAAABQAABEwkpEAAgAAAAMwMAAAkpIAAgAAAAMwMAAAoAEAAwAAAAEAAQAA6hwABwAACAwAAAkQAAAAABzqAAAACAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAMjAyMToxMDoyNSAxMDoyOTo1NAAyMDIxOjEwOjI1IDEwOjI5OjU0AAAAAAYBAwADAAAAAQAGAAABGgAFAAAAAQAAEZQBGwAFAAAAAQAAEZwBKAADAAAAAQACAAACAQAEAAAAAQAAEaQCAgAEAAAAAQAAD5kAAAAAAAAAYAAAAAEAAABgAAAAAf/Y/9sAQwAIBgYHBgUIBwcHCQkICgwUDQwLCwwZEhMPFB0aHx4dGhwcICQuJyAiLCMcHCg3KSwwMTQ0NB8nOT04MjwuMzQy/9sAQwEJCQkMCwwYDQ0YMiEcITIyMjIyMjIyMjIyMjIyMjIyMjIyMjIyMjIyMjIyMjIyMjIyMjIyMjIyMjIyMjIyMjIy/8AAEQgAhwEAAwEhAAIRAQMRAf/EAB8AAAEFAQEBAQEBAAAAAAAAAAABAgMEBQYHCAkKC//EALUQAAIBAwMCBAMFBQQEAAABfQECAwAEEQUSITFBBhNRYQcicRQygZGhCCNCscEVUtHwJDNicoIJChYXGBkaJSYnKCkqNDU2Nzg5OkNERUZHSElKU1RVVldYWVpjZGVmZ2hpanN0dXZ3eHl6g4SFhoeIiYqSk5SVlpeYmZqio6Slpqeoqaqys7S1tre4ubrCw8TFxsfIycrS09TV1tfY2drh4uPk5ebn6Onq8fLz9PX29/j5+v/EAB8BAAMBAQEBAQEBAQEAAAAAAAABAgMEBQYHCAkKC//EALURAAIBAgQEAwQHBQQEAAECdwABAgMRBAUhMQYSQVEHYXETIjKBCBRCkaGxwQkjM1LwFWJy0QoWJDThJfEXGBkaJicoKSo1Njc4OTpDREVGR0hJSlNUVVZXWFlaY2RlZmdoaWpzdHV2d3h5eoKDhIWGh4iJipKTlJWWl5iZmqKjpKWmp6ipqrKztLW2t7i5usLDxMXGx8jJytLT1NXW19jZ2uLj5OXm5+jp6vLz9PX29/j5+v/aAAwDAQACEQMRAD8A7uipKI5JChUKhdm7Agfzpnmyf8+7/wDfS/40AL5sn/PtL+a/40nnSf8APtL+a/40wDzn/wCfeX81/wAaXz3/AOfeT9P8aQB57f8APCX8h/jR55/54y/980AHn/8ATKX/AL5o+0D/AJ5y/wDfBoAPtA/55y/98Gj7QP8AnnL/AN+zQA+OVZd2AwKnBDDFPoAKhluY4Zoom3bpThcKSPz7UAPkkWMLuydxwABkk4z/AENN+0L/AM85f+/ZoAPtC/8APOX/AL9mj7Qv/POX/vg0AH2gf885f+/Zo+0j/nnL/wB+zQAv2gf88pf++DR9o/6ZS/8AfBoAPPP/ADxl/Kjz2/595f0/xoAPOf8A595fzX/Gjzn/AOfeX81/xoAPOJYI0MibuATj+hqNhg4oAsVH50Xm+V5ieZ12bhn8qAGt/wAfUY/2GP6rRMSQqAkbzjIPbvQAkBIDREk7DgEnJx2/z7VNQAUUwCloASikAUUARQn99cezj/0FamoASoJrd5Zo3EzKqEEr2PP1/nmgBZlX7RattG4SEZxz9xqnpgFFABS0gCqssjFpnEmxIR+BOMnPtj+tAD7O4NzbJKwAY/eUfwn0/CrFMAopARTcNEf9sU50BoAb5gqmsTf2k1wRHsK4BGdx+vH170AShx9sY5JwnTsMn/61KZQbpR/dUn/P60AJ5iref76fyP8A9ep94oAXcvrSbhTANw9aXcPWgA3CjIoANwpNw9aAIoWHnXPP/LUf+gLUpcDvSAb5opfNFAEM0o862/66H/0Bql80UwDzRS+aKADzRR5ooAPOUdaqJN/o0a7TmVtxOSMZOeopALAwivJhvAVuQmOSfXNW/OFAB5wo84UARXEw2ofRxUvnCgCvRQBEp/0mT/dUfzpIzuuZj6bU/TP/ALNQAlx8pik/uyAH6H5f65/Cp80wDNGaQBmigYm4+tG4+tMQZPrRmgCKD/WXH/XT/wBlWpqQBSZHrQBFN/rrb/rof/QGqamAUUAGaWgCK4O23kP+yRTFgBnEjYOxQqjcePU46Z96ACVkjvImYffBQHGcH/OasUhhRQBFc/6kn0YfzqWgBKKBEMf+tmP+0P5Ckt+Vkf8AvSN+h2/0oAdMvmQSJ/eUinRv5kSv/eANMBwpaQBRQA2imAUUARQfemP/AE0/oKmoAWs65tjJqUEotVfbj96SMrzn1/lSAsz5+0Wp3fL5hyMf7DVYpgJS0AFFAENxzGq/3nUfrSwbWDSKE+dicqMbu3Pvxj8KAG3e4RLJHgMjqRu6c8H9CasUhhRTAiuf+PZz6DNSjpSAbmooLmG6QvBIsig4JU55oEEP3pT/ALZotv8Aj2jz1Iyfx5oGS9qgt+EaP+45H9R+hpiJqM0ALmikAUlMAooAhg+7IfWRv54qegAFFICCb/XW/wD10P8A6A1T5pgFLmgAooAgnYCWEE4wWcn2Ax/7MKmj/wBWuW3HHLY60DGTxiW3kjIyGUgiktWLWsTMgQlRlQc4pATUUARXP/HrL/uH+VPU/KPpQIa27Y2wgNjjPTNVrKCaGNhMylmbOV/+sB/KgAj+S1m2k9WIySf1NWIxiJR7CgB1QfcvP9mVP1H+IP8A47TAnooAKKADNFABRQBFb/6kn/bk/wDQzUtABSigCGf/AFtv/wBdD/6A1S4oAWigBaKAKdzKEugNyBwgVA38RY+mRn7tXB0pAFQWm4RsjY+V2Ax6Z4oAnooGNkG6J19VIptu262ib1QH9KYh1FICof8Ajwb1OR+tWvpQAtQXXEYkHWNg3+P6E0ATcHpRQAZooAKKAFooAit/9Uf+ukn/AKGalpgFU5bmVNRihDwbHA+Qt8/fkD8B+tAE0zD7Rbrg53k5xx91u9T0AFFABRQBUTMmoSEplFx8xAPOBjB9Rlu3erlABVeLC3s6bjlgsmCfw/8AZaALFFABVez5soPZAP0oAmpCeKQFT/l0gH95kP65q1QAopDgjB5BoGQ2xKq0LHLRHAPqv8J/Lj6g1NQIKKACloAKWgCG2/1Tf9dH/wDQjU1MAqMwRNMszIDIvRv8/WkA2b/XW/8Avn/0E1PTASigAooArWZDGZw7HLnKnotW6ACq0vyXkDhBhgyM3p3H6igCzRQAVXtOINv913X8mIoAdJLHEAZJFQEhQWOMk9BQXXyS6sCu3cCDwRSAr44tE9Dkj2Cn+uKs8+lAC0UAV7g+Sy3HRVGJP931/D/Gp+fSgBfwpOfSgAz7UtABRQBFbH9yD6sx/Mmps0ALRmgCGU/v4P8AeP8AI1NmmAmaXNABmmyOscbOxwFBJPpSAr6cWayjdhIpYZ2yKFI9uKtUwFzVe7YrCGCs2GB47Y7mgCcEEcUZoAM1Dan5ZB6Sv+rE/wBaAK+oxTTQBYY0kbPIY+1Oni2aa0QOzZFtG0+gxSAeeb2PHRY2/Urj+RqegAooAQ+lVom8hxbn7h/1RPp/d/D+VAyzz60nNAhc0tABS0AQ2w/0aP6ZqagApnnRCbyS6+YRnbnmgBsn/HxD/wAC/lU1MAooAKx7tY9VUggSWgZUUZDLKSQCcY/hBz9R7UAbAACgAAAdAO1LQAYqOdQ8Dqyuwx91Dgn2FADLRi9su7O5cq2fUcH+VT4oAKgh4luB/wBNP/ZRQBJUFz/qcerop/FgKQAnN1Kf9hR+rf4ipqAFooAQmmSRrIhRhwaAIkmaJhFP1PCydm/wNWKAClFABR3pgR23/HrF/uipaAFqq0Vyb9ZA6eQByO/Q+3r749qAHuo+2RNk52txk47dqnoAKKAK140hjWGFwksp2hj1A7ke+KNirPDEigKm6TAGOen9TSAs0tMBaSgCrasBK6eaZMjlyMZYfK38hVugA71Xj/4+Jx/tA/p/9agB9Q3HIjX1kH6c/wBKQBBzJMfVsfoKnoASigBKWgBrosiFHUMpGCCMg1Dsmg/1ZMsY/hZvmH0J6/j+dAEkVxHKSoJVx1Rhhh+H9elS0AFKOtAENqP9Dh/3B/KphQAtFAETf8fUX+639KloAKZJNFEMySogwW+ZgOB1P6igCtaSreytdoW8kDZFzww7tj36D2HvUsPzzTS9s7F/Dr+ufyoAnpaAFopgVJnZJi7DCxENnacbT156ZHX6VboAKrr/AMfkv+6v9aAHVFKf3sPsxP8A46R/WkAW33Gb+85P61N3oAKTvQAtFABiloAZJFHKuJEDAdMjpUf2d1/1UzqOyt8w/wAf1oAN9yh+eFJB6xtg/wDfJ/xpyz79wMcisBn5lx+vSgBbfi2j/wB0VLQAUtAETf8AH1H/ALjfzWpaAKNxdiSb7Hayj7QT87KM+UPU9s+x9aRNIth80++5fIO6Zt36dMe1AFmdzGgSPAkf5U46e/4VJGixRLGo4UYGaAH0tABRTACAQQRkHrUEBKMYGPK/dJ7r/nigCeoOl43ugP60gMvaG1zIW4G3qxX5Pu9jjp7Z61efcbuPGNuxvr2oAliiMcSpycdTin8+lABQKACloAKKACigA702T/VMfRTQAkPEKD/ZFSUALVE3Ew1TyfNiMRH3f4hxn8/6UATsx+2Iu0/6tue3VaqNb6rMdkl5DFGTktAnz49BnIH1/lQBdt7aG0hEUK7VHUk5JPck9Sfeh2m3FY4lx/eZuPyoAWKHYxdmLynqx7ewHYVLQAtFABRQAVHLEsoGSVZTlWHVTTAj8yePiSLzP9qPv+Bpc/6Yp9Y/60gCobiGCWP9+kbKO7gHH50AAsbMKALWDH/XMUfYrX/n2h/74FAxJLK1ZcGGMcjkKB3p32O2/wCeEf8A3zQAjW1qo5jUVXlNkMfMVwc8ORn9aBCGaz/vN+Ejf40n2i0/vyf9/W/xoARri13L+9lGDnHnPzx9fej7VaD+OT/v8/8AjQAv2q0/vyf9/X/xpwa0kcN5smNpBXzWwc49/b9aALguIQAAw46Uv2mL+8KAD7TF/fFRZtPP8/avmf3v0oAdJLA5U+YVYcAqabui/wCfiT/vqmAm6Pfn7VJjHTI/wpd8f/P1L+Y/wpAG+Mf8vUv5j/CoGuUQtm7kI7dOP0pgR/2hH/z8yfp/hR/aMf8Az8P+lAhq6iAPmuWJyegH4Uv9pL2uW/IUANbUjsbZdYbB25UYzSjVP+nn/wAcFAB/ap/5+f8AxwU1dUQSiR5t5AwBtAoA1Khu7ZbuHymZlGQcrjt9eKQydFEaKi/dUACnUDIZ4FuFVWJGyRZBj1Ug/wBKfNIIoyxoA5y81GSRyqkgCsm4jkuJoXMuBG2SCuc9O+eOlAibJ9TRk+tAFeWBpLqGXzMCMk4wcngjrn39O1T5pgGTUXlyfbVnE7hQhTy+3JBz+lICx50n980nnSdd5pgKJ5T/ABmjzpP75/OgBfOk/vn86TzpP7x/OgCvK161zEyXAEStlk2nJGCOuf6VY86T++aBC+dJ/fNU0N0bxmkYmPbgYPGc+nagCzRmgRWsvtCwYuTmTPPI9OenvmrNAyOcuLeQx537TtxjOfx4pLZpPs6eacyY+agRIaQmgZ//2QD/4AAQSkZJRgABAQAAAQABAAD/4THkaHR0cDovL25zLmFkb2JlLmNvbS94YXAvMS4wLwA8P3hwYWNrZXQgYmVnaW49J++7vycgaWQ9J1c1TTBNcENlaGlIenJlU3pOVGN6a2M5ZCc/Pg0KPHg6eG1wbWV0YSB4bWxuczp4PSJhZG9iZTpuczptZXRhLyI+PHJkZjpSREYgeG1sbnM6cmRmPSJodHRwOi8vd3d3LnczLm9yZy8xOTk5LzAyLzIyLXJkZi1zeW50YXgtbnMjIj48cmRmOkRlc2NyaXB0aW9uIHJkZjphYm91dD0idXVpZDpmYWY1YmRkNS1iYTNkLTExZGEtYWQzMS1kMzNkNzUxODJmMWIiIHhtbG5zOnhtcD0iaHR0cDovL25zLmFkb2JlLmNvbS94YXAvMS4wLyI+PHhtcDpDcmVhdG9yVG9vbD5XaW5kb3dzIFBob3RvIEVkaXRvciAxMC4wLjEwMDExLjE2Mzg0PC94bXA6Q3JlYXRvclRvb2w+PHhtcDpDcmVhdGVEYXRlPjIwMjEtMTAtMjVUMTA6Mjk6NTQ8L3htcDpDcmVhdGVEYXRlPjwvcmRmOkRlc2NyaXB0aW9uPjwvcmRmOlJERj48L3g6eG1wbWV0YT4NCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIAogICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgCiAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAKICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgICAgIDw/eHBhY2tldCBlbmQ9J3cnPz7/2wBDAAMCAgMCAgMDAwMEAwMEBQgFBQQEBQoHBwYIDAoMDAsKCwsNDhIQDQ4RDgsLEBYQERMUFRUVDA8XGBYUGBIUFRT/2wBDAQMEBAUEBQkFBQkUDQsNFBQUFBQUFBQUFBQUFBQUFBQUFBQUFBQUFBQUFBQUFBQUFBQUFBQUFBQUFBQUFBQUFBT/wAARCAE7AlgDASIAAhEBAxEB/8QAHwAAAQUBAQEBAQEAAAAAAAAAAAECAwQFBgcICQoL/8QAtRAAAgEDAwIEAwUFBAQAAAF9AQIDAAQRBRIhMUEGE1FhByJxFDKBkaEII0KxwRVS0fAkM2JyggkKFhcYGRolJicoKSo0NTY3ODk6Q0RFRkdISUpTVFVWV1hZWmNkZWZnaGlqc3R1dnd4eXqDhIWGh4iJipKTlJWWl5iZmqKjpKWmp6ipqrKztLW2t7i5usLDxMXGx8jJytLT1NXW19jZ2uHi4+Tl5ufo6erx8vP09fb3+Pn6/8QAHwEAAwEBAQEBAQEBAQAAAAAAAAECAwQFBgcICQoL/8QAtREAAgECBAQDBAcFBAQAAQJ3AAECAxEEBSExBhJBUQdhcRMiMoEIFEKRobHBCSMzUvAVYnLRChYkNOEl8RcYGRomJygpKjU2Nzg5OkNERUZHSElKU1RVVldYWVpjZGVmZ2hpanN0dXZ3eHl6goOEhYaHiImKkpOUlZaXmJmaoqOkpaanqKmqsrO0tba3uLm6wsPExcbHyMnK0tPU1dbX2Nna4uPk5ebn6Onq8vP09fb3+Pn6/9oADAMBAAIRAxEAPwD6dooorI1CiiigAoXpRmjnBx17UAN9D260pYetclpv/CT6xatfW+r6bbQSyyCOJ7FnOwOyjLbh6A/jVr7D4tUDbrOjt/vafJ/8coA6KkrnzbeLgM/2loZ/7dJl/k9IsXjHOFvNAP1tp/8A4ugfQ6KjBPaucaPxjnmXw859fKnH9aNvjL/qXW/Gcf0poDo6Sud3eMV/5Y+Hyf8ArrP/AIUed4yXrZ6AT7XE/wDhQw6HR0Vzn2jxh30zQ2PqL2Uf+yU77d4v286No7n/ALCjj/2lSsB0eaWuY+3+L/8AoAaUfb+12/8AjNKNU8WAfN4b04/7urf/AGmjYR01Fcx/a3int4Ysv/Buv/xql/tjxOSA3ha3/DVU/wDiKAOl6deKUetcwdb8Shsf8IpEcemqR/8AxFL/AG/4hX73hJz/ALupxH+YoA6Q9qWucbxFr+3/AJFK4/8ABhD/AI03/hItb/6FC5/C+g/xoA6VaK5r/hJNa/6E++/C8t//AIql/wCEn1dTz4O1M8drq2/+OU0B0maXBPaua/4SrVv+hP1fH/Xe1P8A7Wo/4SrUMZbwhrQ+jW3/AMeoYHSUHiubXxhfYx/wimuAemID/wC1aX/hMLsf8ytryj/rlCf/AGrSsB0W6nc1zf8AwmNx/wBCxr//AH4j/wDjlH/CYS/9C1rg9/sqf/FUAdH060tc03jJwD/xTuvH3FmP/iqsab4rhv8AVotOfTdQ0+4ljklh+2QbFdUI3c5xkAj8xQBuUUUUAFFFFABRRSr94Z6UAJTup45qrqWpQ6Tp91fXAY29vG0smyMyMFUEnCjluB0HJrjfDvxm8P8AizXLDS9Ni1Od7y2a6hnk0+RIgittJJYcDPGfWgDu15IApc7hxzSAbuKo61rVpotj9sumkMJkjiRIYjLI8jsFRFVeeSRQBdpa53/hOLXvpeuD/uFTf/E0h8c2ef8AkGa5/wCCmb/4mgDo+aNp9K5z/hPLP/oGa5/4J5//AImj/hOrP/oFa5/4KJ//AImiwHR4PpRg+lc5/wAJ1af9AvWv/BTP/wDE0f8ACcWv/QK1r/wVzf8AxNGwHR80lc5/wnFsGA/snXDz/wBAqb/4mnN44hB/5BGun/uGy/8AxNA+h0lLg+lcx/wncTZH9ja8f+4bL/8AE0L44j7aFr2e3/Etb/CgDqKWuVHjbcxJ8Pa+ff7Bj+tO/wCE1ft4a19v+3MA/wDoVAjqKTI9a5j/AITS4P3fC3iA/W3QH9ZKX/hML4jP/CJa8fdkgH/tWiwHT0DnpzXMf8JdqO4FfCOsn/ea3H/tWl/4SzV3PHg7Vj7tPagf+h0D6HTUlc4PE2t9R4Qvz9b23x/Omt4k18njwhdD66hB/jQPodLuHrRXN/8ACQ+I2+74SYf72px0n9u+KG6eFoR9dTTH/oNAdDpqBz05rmf7W8VkjHhuzX66sP8A43TjqPixv+YBpn/AtUb/AON0COkormvt3i/toukoP+wkx/8AadH2zxd/0CNG/wDA9/8A43QI6Wk69K5wXXi7/oE6OPf7fJ/8RQt14v3YGmaL/wCBkv8A8RQB0lIe9c6134wXj+zNEb/t9l/+Iqvda54k0lYHvrHS1tJJ44Ga3upHZd7AA4K+9A+hs3md1Vs1oTKZFDEdqz2XbmgoY39aKKKANmkpx6U2ggKKOnApfbvQBH2o3bI2PTAzS87fxqnrFx9l0e+m/wCecEj/AJKTQPoU/BeB4R0g5+/bK/5kmtis/wAOwrb+H9LiAwEtYgP++R/9etI4waaH0I2kWNS7MFVeSSeAB1rA0zxxa6hqlnYNZ3lst6rtYXk0YWC7K5LBSOQxUFgD94DIp/jGVpdPi06MlJdSnjsyy9VQnMhHvtDH8DS+MtHk1LwvcwWMax31mFurAgY2TRMHjwfcqFI7gmhh0N8/5/HpTaqaXqsOu6VYajbj9xeQrcIPQMCSp91OVx22kdqt0g6BRRRTQdAoooph0CkwfWlopMQU7NNopCFX7xpaKKaAT86X8TRRmhgJz6mjPvS02kA5W96M+9NooAduPrSbvr+dJRQAu4e/50u72P502nZoAMlunH41gah83jrw8CSStlfN+fkCt+udu2J+IGjj+7pt0fzeIf0P5UAdFRRmjNABRRQaACim05uhxxQBV1bWLPw9pVzqmo3K2dhap5s1xJ91F9ehyc8AYJJ4ANcFouqeHIfGCX2m6ReaLquplLFpdUtZrWKaEbpNsSsNu9iN2MAnrXdaxpNrr2mXNhewCe2uEMUi7ihxnIIYdCD3HSsO2+H9uurWN9faxrOtPp8zTWdvqN1uit3Ksm8KAMnDcZJ6dKAOpY4z2Ncl4wXV2uNHybE6WNbsSArOZR++THBGOtdeuMc8kmue8ZZW10fBwP7c0/8A9HpSH0OhZuv+e9NoPX8/50VYC0buTSUUCCiiikwFyPelz7mm0UgHbvrTsn1NMp2aADd7ml49/wA6SigB272P50nPv7c0lOzQAvLcVV1LUrTSbCe+vLmKys7Zd8txO+1EGQMk/UgfUgd6tDqO/wCNcheQjxT44ht5AJNL8PCO5kh/gmv3XMeR38pG3YPG6QelA+h0Gk69Ya5G7WN0LoJ97AKsn1Vuee1Xdw4689K5Px1P/wAIzYt4tigknfTYma7t7dQz3EIBLAAdWBGRjtVn4eXWvXvhW0vPEktsdRu8ziOzjMaRxMcxqwIJ3hcA/Wmh9DpaKKKGHQKKKKQdAooopoOgHikWlooYgHUdqwPHX/Its/A8q5tnJ+ky/wBK3/wrD8dRg+D9WbqFjEo/4C2f6Ug6Gwq+ZCufTn8qp3Fvg5xVy1bzLSJuu5c/oKWRNy0D6GQ64oq5Nb9SBmigZYopNw9abvoIHPu2NsXc+PlXOMnsM9q8Rt/jlqGozCztbzRYNXto45ZtDurWYXNyxfa1ugyCsqjnkdxxXseqaiul6ZeXjo8qW8LzMkYyzBVJwB3PFeYt8StT1a302+kHh2703UZo0T+w9XLanFucKDtKbWwfvIDntQPoesKQ2GQbeMhc5wOMisnxg3k+FdWPTNq6/mpFa8kihmIbvzjjnjr6/wCNcX8QtHW40m7vU1HUrd8Rqbe3uisEg3jhkxzn0oH0OttIvJs7aP8A55xRr+S4qb606UhHZR0Bx+RNM8wd+R3oAwbjN945s4mH7rT7OS4Yf9NJG8tf0V/zrf8AMK89Mc89K57w7N9q1zxJefeH2iKzVv8AZSMMf1krf3DnkGgGc74KU2EetaIRt/szUpPKXsIZQJU/Lcw/OukrmONO+JC7SRFq+mkYPea3fg/UxSN/37Poa6agOgtJS0U0IF6UbjRRTEIaVelDUmaAFopPWk3UAO3GiiigB1NoopMAooopADdaKSlpoA7fjSDqaWk3D1pgLRSdzR60ALXPzfN8QrX/AGNHkb87gCug4PGa59iT8RVzxjQifzu1pMfQ6CiiikAUNSZpu+gQ8U6o1kX3pfMoAfmimeaKTf7igCTpzWB4zx9j0Uf9RqwP/kdK3PMHrXP+MJM2+iev9t2P/o5KaA6I9R9T/OlqPzBx9f60vmUwH5oqLzBS7qAJKKZ5nvR5g9aTAfS1H5opfNX1pDHUtN8xaTzFpoQ+nVF5gpfMWhgSUZqPzFpfMWkMczrGpd22IoyzegHJP5VzXgGPzPDv9puMT6tcSalIGPUSMfLGfQRhfyp/j++ktfBuqCBttxdRLZQn0edhGG/DcD9K27KKHT7SG1hXbHbxLFGvTAXgfoP1oDoYni8Tah/ZekWfiK10O8u7gPJFJGrz3lsB+9ijQnP3cjcBxnNcl4Q1658L+Kjo2ua/Jffb5zYaNpMOnnFsIU3SSSTL/fXaRnsQa6iPVfC+teOprQi3vPE+i26lnaI+baxTdMOePmrN8WTa5p+qagvho2S6tqlmJbY36Ew+dEQrg4xhmTaMjjimh9DvNmO/fFLWD4O1PVNT8Nafd65pi6NqskebixSUSiJs4xuHr19q2fOFDESfNRUfnD1pPtApB0JqKh84eo/Ol88UAS0CovPFKswoAmNZHi6HzvCusxjndZyYx/uGtBparamwn029iPRoHX81NAdBdEkE2k2bA53QoR78VdxWD4NvBN4W0qQnB+zRj/x3H9K2fOHqKaAftopnniimNGb9qPrSfajVbNGakOhaF0ykENg9ucf0rLttB0exvmvLXSNPtrrvcQWqI7Z9WAznPsKtUtAdCY3BZTmsHxlcFtJgh/573ttF+cij+ta/B4rA8UNun0CL/npqcJ/74If/ANlP5UB0One6ZmJz1Of8/lTftRXk9BUWR6c4/rWX4j1H+y/D+p3n/PvbSy/98qT/AEoDoQeALtpvDSXZ630892fo0jbP/HNv5V0H2o1keHbIaV4d0uz7wWkUR+oUf41foDoYfjS7FhJoOrOdn2HU445WPGIpswvn0Hz5rqxMVZgemeAeo+tcx4y0yXWvCer2cSh7mS2cw/8AXVQWj/8AHgKt6LqsetaHpupQcx3ltHcLz2dQ3880B0N77RSfaB61Q3tgUbqA6Gj9o96T7UvrWfvb1o3UB0NH7R70vne9Z24+tKZDgc0B0NDzvek+0D1FZ/mH1pd1AdC99p9/1pftHPWqG6jcT3poOho/ah9KPOHqPzrMZ29aFkYd6YdDV86jzB6/rWX9ob1pftJoDoannLSedWZ9oak+0P60CNTzPf8AWkMorM+0N60jTN60CNHzx6ij7R71mbyeSaPMPrQPoaZuFx1FYK3Ab4iSfMPl0Md/+no1baQ7awLclviBetn7ukRD85yf6UmUdotwP7w/Ol+0LWXuPrSeY3rSEy7Jec8VC1yag3UUB0J/tDetL9pb1qt3NLQHQsfajR9qNV+tFNB0LH2onjvXPeMLhvL0Q54/tmy/9GLWxnBJrB8Xcw6GP+oxZn/yIP8ACmHQ6cXR4/z3pGuG9c1B6/570UB0JvtJpftDetQUUB0J/tDetH2k1BRSYdCx9pb1o+1Gq9OWkMm+0N60faG9aipKaEyb7Q3rR9ob1qKimHQl+0N60faGHNRUhoGYXiyZrrVfC+mH51l1A3Eq+qQxuwH/AH0yflWvq6315pV7badff2dqEsTRwXnliXyJMHa+08Ng4OO+Kwpv9N+I1umeLDSmc4GcPNLgH/vmFv8AvqqPxBtPHOo3mgW3hK60/R7CS6Emq6neDzZkgXkQwxnjLgEZ7ZpMTN7wvqkMmn/ZE1i31zUbIJb6hfQlQ7TKMYcL91ufunkVB4yuGtIdM1NeDY3sZf3jlxGw+gJzV7TdF07RhcDTbG3sRcTG4n8mIIZZSPmdueppNe006toupWSYLXEEkabuzEEofwbBpB0Haf4o03UtSvtNtNQt7u/08qLy3icM9uzAFQ4BypwR1rS+0N61zng9rO80eDVLa1gjub6OM3M0cQDyyKoU7j6gqfyrdoGS/aG9aPONRUuTQJknnGj7Q3rUbUlAyfzj/epPMf8AvVDTqAJftD+tNkkaVXTsylfzplOjx5ifUUAc/wCAboyeEdOGfux7fyYiuh84+tcv8PgF8PeX3inmT8pWH9a6OgRL53uaKiooGMooooF0CnU2igOgVgeIP3niLwxF2+1zSf8AfNtIRW/XPagfM8aaBH12W13P+QRP/Z6A6HQq3zEkVzvj9jJ4XmtV+/eS29pjud8oDD/vkmug3Vz3ir/SNU8NWuceZqayFfXyo3k/9loDodGW2/KAMLx+gFJnk0NyWIGBmkoDoOjb5sVzHw5P2fw5JpnU6VfXNgPZFcyRj8I3j/Aj1rpvXPA9a5jSc2HjzxBZj5Uvba31KMdtwLQy/jhY8/QU0HQ6fdR3NNpaYdBe5o7mkpe5pMOgtFJ3NHc0g6C0Unc0tAwopO5o7mgBW60metLTGGT0poTDIozTcheMUlMQ+jNIO9JQIdRTadQAU2iigB2N3FYVllvH2s/7Gm2o/N5D/St1fyrA0zP/AAnXiM5+7ZaePz880mUjfpaSjcaQMWl7mkpe5oDoHrSr0NJ3NB43HOPegYtHQZPA4/Xp+dcz8SvEV/4R8G6hqemQxvdQtEvmTQvMlsjSBZJ3jT5mVFJcqOSFNcpoPiXxlZ+MNDsNduNJvU1NrnbY6XaOpt7SOP8Ad3xlyQBIyldjf3x60CZ6j356Vz3jDn+wccf8Tm0/9DNdAWGDzXP+LyM+Hzjg6zbY/M0B0Oh9fqaTuaA3GP8APWjuaaEHc0dzR60lMQvc0tJ3NHc0ALRupD96juaB9BdxooooH0HZoptFAdB9IcgEjrRTo1EkiIf4jigOhy/h/Nz4s8X3jKWRJ4LFMjtHErEfTdI4+oI7VftfC1lZ+KtQ8QrJdPqN9BHBIktwWhRU4BSM8KT0yKz/AIdSG40CW/fLnUr66vMqeqvMduD9B+taHh2DXrYaj/bl/Z3we7drP7DC0Qjtz91XyfmbPcUB0NihTtYEdaTdS8d+lJjOH0HxVo/hrXn8J3upwwarPe3AsLNyfMnj4k3LjsAxruN1cstrDa/EaaaSGN5LqwSVJWjBZHRmSTae2VaOup2kdRikAUUUUCYUUUU0HQKKKKGMdSKcMD70tNpAc14IzHHrEIHEep3CD6bya6eua8K/u9U8SQjouoMf++lB/wAPzro6ACiiigBlJ3NHc0dzQLoLSdzS0meTQIM8nnFYEjLL48t1HWDTJD/33JGP/ZD+RrdPLD0rAs/m8eam+OI9Mt0z9ZZDigOh0Fc5qB+1ePNAh3bvs1pd3ZwO5CRD/wBGmuirnrFhc/ELVnxxaadbwqfTzZHZh/5CX8xQPodDj60p6Cl9abQINx9M+1c14hYWHi7wvqH/ACylM+lzMP8ApoqvGT7b49v1cDvXS89utc58Ro5F8H311AmbnTni1KMAZy8Egkx9CFpoOh0vAyPQ0etMWaO4jSaE5hlVZUPqrKCD+ufpS0x9BaUdTTaVaTDoL3NHc0ZGTzR3NIYdzR3NHrRQAdzR60dzR3NAmJS560etNpoQ0c5Jop20U2mIKSlooAViu0AAg0lHWigAopKWgABycVg6S27xx4oPf7Lpo/8AHbit6sDRGVvGXio9CItPTP0jlJ/mPzoH0OhooptAD6XIyabmm5+YfWkw6Enc0ozu44NJkZoORnHXtzikPoc9488VS+C/DFxqsFvHdSrLFCnnymGFGkkC+bM4GVjXO5mHQAmuV0Xx1ql1400LSdU1Lw9qcl79omT/AIRPUJJCm2MnfcxsPmjI4D8DdjvXpEkaSQtGyq0TrtdHUMrKezAgg/lVDSdB0rQfOOmaTYaX52d5sbSOHcSc87Rk5oDoaSrtbP8ATNcX4o8P21vrvh6/S4vmlbWYz5U2oTSQ52NnEbMVHHTArsgxyOK5/wAWkNdeGfX+14//AEW/+FNB0OhHPX/PNL3NN/xp3c0xB3NJ60vc0etAhKXuaSl7mgA7mlpO5o7mgBaKTuaO5oAWiiigBVzuGOtU9Y1H+y9D1G9H37e1llU+6oSP5VcBwQR1rnPiNJt8E6rCpw12EsVb0MriMf8AoVA+hY8K2cum+C9MtoQiXEdinleaDsEhTcA2O2etTeF49cj8P2C+JZbOTW1TN0dNVhb7znAQNzjb39aj8XaTq2oeH57Lw3q0Wgaj+7SG+e3EwjUMuVwe5XIzWxGu1QAxY45YqF3HjJwPXn86B9BaUkYPNFNoDocR8WrbXmsdIvPDF9Y6Zrkd6LSO81GIywRxy8PlR3+VcE8ZIrtoQyxRFyruVXdIBjJxglR6E1j+NrOS68K3xiI+0W4S6j/3o3D5/SofA3j7RPiNof8Aa/h6+Ooad5zQGYRsg3rw6nd1we4qA6HRUUUVSDoFFFFMOgUUUUmMKQ9DS0lIDndD/c+LvFEfZp4ZPzhT/A/lXR1zOm5j8fa4CeJLa1lHvlSP6H8q6WgBaKKKAI+5o7mm0hJPHNAmP3DPWmsPm+nWuH8ZfGHQfBOsS6Tf2+rT6l9ka9S3s9PkmWWNQS21gMHaBk+neul8M+ILfxVoVnqttbXVrDcrlI7+AwzAYzyp5wR0NAdDTPy1z+jZk8XeJXJyIzawD/v3u/ma6Dr/ACrn/DLCTV/FEo53agqZ/wB2JR/UUDOg57de1c74Xbz9e8VXIU4a+jt4yR1WOCMH8m3/AJ10WN3A6niuf8DMLjR7u8HS71G7nB7bTKQv6JQB0XrSUmaKaEx2cZNMmgS7heCVd0UwMbqe6ngj8qXNKBuOOueKYdDmvh3cvN4PsLWVt1zp3madPu674JGjz+QFdJXLaGf7N8beJtOH+ruxDq8XbdvURTAfRo42PvJ7101AhaNxpKWgQq9RT84zUe4ijduoH0Hbx6UuelMopMfQk9aO5qNWp2aQdAbrRRmigQU2nU2mhBRRRTAKKKTNABtpaTNGaAFrntB+bxZ4sbHHnWqA/SEn+o/Oug5PTrWD4b+bxB4tf+EX8SflbRn+o/MUAb9Opp606kx9A2ik20tG4jpSH0F24pfvULypzSZ+U0DDmkyfagMTQF5NNCBvumud8Vf8hDwwo6nVV/H9xNXR49q5/wATYbU/CnGMat/7bT/4UwOg53H60vrTQ3P50UCCim06gQtL3NNooAd3NHc00Mad60AHc0tJ3NHc0ALRRRQPoKOormfG7edJ4ZsgRi61mEke0SPOTj0BjFdIehrm9YBvPH/hm36i2tr28b0DHy4kP/owfnQPoXdevNdt9U0VNK0q1vrOe5aPUrm4uTG1pCFyrov8bMeMVtbaxX8YaRH4wh8LtcSf25NZm/jh8pyvkhsZMmNufatrNJjFpKM0ZpAMmtlvYZLeT7k6GJs+jDB/nXO/D25RvCun27CKKeBGikiQKhDKzKTsHTJHU+hrpa4Hwb4L0XQ/iV431iCxWHWr+aJpbgu5MkDIpXap4X5xLnHvQJnf0UUUDCiikz7UALRRRQAUh7GlpKBM5pf3PxGnXqJNKhP/AHzJIP610qsK5q6Jj+IVg5wDPpci/wDfMq//ABVdF3NNIOg/NFM7migBuaM++Pem04nIIHXtSGec/EzxF4D1ZZ9A8Sw6hfm3O6ZtL0+5nksWwD/roFOzggkGuu8N6lFq2g2N3FNaXFtKn7iaxmZ4niHCcnkkDg+9Yd98PL7+2NQvtD8aa54Zi1CUT3VjYLbyQNIAoMiebGWRiFxweOoro9D0S18OaPa6ZYiQW0C4/eMWZmJyWY8DJPPHFAug7WG1NLMtpEdlJd5wVvneOPb7FATmsf4eS3k2k6nNfJCl9NqlxJMLV2aLI2p8pOCRhfSulHWue8A5fwykwB/fXV2//kxIv/stAdDoJpPs6SPn7iF/yGawfAKvF4I0PftzJb+b8vQ+YzPn/wAeB/GrPiq+Om+F9YveP3FnNJ8xwOEJ/pVnQ9POk6HpdiV2Na2cFuR7pEqn9f5UB0LlKO9FIOtNCCnLnsM0lKeOB1oYdDmPFB/srxR4W1hfuPPJpVw3bZOpMYP/AANEH1Irpj8rEe//ANesPxto8+ueE9RtbVgl6sYntGb+GeJvMiP/AH0oBq7oOtQeItF07VrdSsN/bx3Sq3Vd4LbfqDlT6bT6UIDQ3D0pGpN3tRTEKx6UU2nUAFFJmigBaKKN1JsAoFITQrUgHmm0bt3WmnrTQDqKSlpgJTcbuTT6KLgMop9FAAmB16Vh+GT/AMTbxeSMH+1lQemBZW1bdYPhMFtS8YMTn/idkAf9uNpSH0N+iiiqAdmjNNoqWHQk9aaehpuTQv3jQh9BVp/c02loYxfXHWuc8UA/214SA6HVnB/CzuTXRVz3iX/kN+DR/e1SU/lY3RoQmb7UnNOalPQUxDKKdRQIKKKKACnLTaWgBe5o7mjuaO5oAWik7mjuaTH0FX71cza5uPiPqUm7P2HS7a2GOcNI8kh/HGPzFdL3Nc14VIutd8XXhBO7UVtlI/iWG3jHH4sR9aQ+ht2msWGoXl5a2l7a3F5ZsI7uGGRWktiRuCOB8y5x0OKt1y3w/jN3p93rd54Sj8Ia1qlw73lvuR5pdjMkbySKSGyuCB2zzXU0B0Ciik7mgOgN0PaucuWOn/EOzlPyx6lp7RHPA3wuT+eHY/ga6QdeOK4v4m+HrHWv+ETu7638xdK1yC4RlkK7GbcoOR23hODwcgd6A6Hbj5unNFMXgLjgU7NAwzRmmt1ooAdmjNNooAdmjNNpPWmhM5nWiU8deGm/vwXcX/otsfofyrpu5rm/FH7vxN4SkPA+1XEYP1hJ/pXSd6YhaKTuaKBEdFFFSWFFFJQJiSHbGx9BXP8Aw9XHgfRHByJYPO+u9mk/9mrX1Sf7Ppd5MeBHC7k+mFJqj4Pt/sfg7QLfH+r0+3XH0jGR/OgOhU+Inz+D72273bQ2ZXv+9mER/wDQq6WR90jntnj9a5rxqpkbw5aA7ftWs24bvxGHn/nGK6N+GI96A6BmlplOWgOgtFJS0B0DzCvIOMc89K5TwJjTzr3h4jYuk6iTbr/07TgzQ/kfMX8COxrq65TWc6F8QNE1Ld/ourRNo93gcecuZLZyff5kHqXA70B0Oq7U2nsu0H0/yKZQINxowfWlprf1oELS+lJRmgB1DdabRmgAooGG5ooAKKM06gBtPplOzQAtFJS0ABY80isaKWgArA8I/wDH54rP97XJT+VvAv8A7L+lb/tXP+DTuTxDJ/e1u6I/DYv+P5UD6HQNRR1opoAooo496Yg3UUUDqOM0x9B0bD1FKGByQQR1rjPiprOqaLoNjPYXN1YRTX8UN/qVjZfbLixtmDF5Y4gOSSADj7oOayfDPirxOvj7T/CuvxyvPaWt5PdapHalLXU48xC1nRwNqyYdg8ecgqeOKgfQ9K3VzviT/kPeC/8AsKTf+m+7roKw/Esbrr/gtmVgp1O4wSOD/oF0KA6G7S+tA603sfrTQgoozRTEFFFFABRRtFLQAlFI33qWgBd3tS9zSUuetACxgO4HYnFeU/8ACK69458BWzaD4zvvBN5eaje6jLc2Nukpnjklk8tSG6AJs/CvR9Y1JdF0bUdQZgi2dpNclj0GxC39K5Hwbo+pWdxoENr4gt10LTNHitL3QY41kkF3hWEjvnKnB6H0pMfQ7TT4HtbO3hluZLyZIlSS5kUK8zAcsQOmfSrNJuA4Ao7mhIBaKTuaWmIOtc98QlH/AAg2uuSymC0a5VlUsQ0YMgIA6nK10OaGjSRSkmCjfKwPIwetJj6GZ4Y8QWnizw/p+s2LO9nfQLNEZEKMVOCMg9CMVp1zPw9Zv+EaitHG2TT5JbJhjgeXIVHA6cYrpe5pD6C0Unc0etNIBaKRaO5pgLSdzS0nrQI5nxlxd+GJTx5eqhf++oXFdMe30rmfHzbNO0uXp5erWpz9WK/1rpFb5c9yMUg6Du5opKKoBlFFJUDYUU2n9eKA6HP+PJmt/A/iGRTtK6fcEN7+W2P6VuQ24tbaGFfuxxrGPwA/+vXPfEP/AJEvUYxyZxHAB6+ZKkeP1NdJIf3h/vZI9u9AdDmte/0jxp4UgY/KrXV1t90h2g/+RDXSfezXNzsJfiTYx4ybbSbibd2BeVE/rXR0CCiim0B0HU+mU6goUYyOawvGehS+I/DF5Z2z+XfKFuLKTuk8Z3xH/voAGtqlU7WB96AM/wAPa9F4p0HT9YgG2O8gWUp/cc5DqfQhgwI7EVfFcf4YP/CPeLte8PN8lpcD+29OHRVjkbbcxj/dm2nHYSD1rsV460CYuabuFKWGKZQIWm0tJQIcOlJRSUALjb0o3UlFABS7qKX8KAFoopvNADqdTaKACn5plLQPoLuO4fWue8DjdZ6wfXWL4/lKR/Q/ka6L69K57wL/AMge/OcltZ1P8hezD/H8qB9DoaKKKaEFHPoKKKYgo+oyPcZoopMZy/xG8Y3Xg3SbGe2axgub6+jshe6tM0Vla7wzeZMy/NjIVRyASQM5Nc94K8bX2qePIdIv9X0LxBcf2bNcR3fhe8lNvAvmJlbmEsy7mySrZzxkDivRZYYrqGWG4ijuLaVSskMqbkcejKQQag03SNP0aF4tN06z0yGQhmisrdIEY+4UckdRmkMu1xOqeFdO0nxr4Tv7VLgXE2p3IdpLuSRDmwuicITgV22a53xI2PEvgsDkf2lcH/yn3VIOh0VLSZoqxAMZPFFFFAgptFOzQAUtJmjNAAyijNFNoAdmgng02jG7igDnfiNI8fgjU4kJWS6MNkGXr+9lSNsfgT+VX9I8KaLoOparf6bp9taX2pOst9cwqQ1wyqFUnn0rN8a5urrwtYBQftmsxM27nCwxtMcjuPlq54M03XNI0CO18Q64viPVUd2fUI7YQbkLEpHt/wBkd/agfQ3BS+tNVjTloAO5paTuaO5oELtHrR/wLb7+lJ60fhQPocR4I1i5m8aeN9OuNIudKSK+S5t2uJAwuY5IwGkT/ZLxua7fua5vVt9h410K7/gvraaxk92XEqH8AHH/AAKui6fzoH0HdzR3NNBOelO9aBB3NHc0lL3NAg7mj1o7mj1oA5n4jDHhOWU8C3u7WXPpidR/Wukj5UHv1/lXN/EpTJ4B10gfdtlmx/usr/8AstdDDnykOOqj8sCgCXuaKSigCM03NOboaiqRj6P0ptOPSgOhzvjrEmj2sPObjUbOML9JlbH6GuhZuSx7kn+VYHi7El54ciP8erxNj/dRia32XaxHUZ4oH0Oa01hcfETXXyD9m0+1gHt5jyuR/wCQ1/MV0p6VzXhU/aNc8W3QZXH9ox2wZeeI7eNsfnKw/A10dAdBy0uabS8elAdBc07cPWo8H0pKBj80dabg+lKtAjl/iFHLaWeneJLOEy3WgzNcvGgy0to+VuY8dyI8Oo/vKK6WG5hu4Yp7eYXFtNGJYZFOQ6MAysD3BB609WUZDKsi91bo3sa5DwL/AMU7dah4Oncu2n/6XpxY8y2LyERj6wtujI90z2oDoddTqZ/n+lFAh9MpcnpRigQ3d2paNvtRmgBaSkz7UtABS7qSigB+aM02igBW/rS03vTqAHbh60tRYNPVWxzQPoLw3Ga5vwD82hXTf9RfVf8A043H+IrpI1/eL9a5v4f/APItMez6hqD/AFzeTH/D86B9Dox0p1ItLTQgoakzS0xBRRSdjSYC0Up+6KSkPoGDXPeIjnxP4MI6fbbk4/7cpxn9a6Ouc19c+KPB5HOLq5P/AJKS/wCIoH0Ohop1NpoQ6m06m0xBRRRQAlLS7h6UlABRRRQAUdaKKB9Dh/G2uQaH4qstQuIbiey0PRr3VbiO1iM00gJjhVUjHLMVeTj0VvQ11ujarFr2j2Go28U0VvdwpPHHcR7JERhuCuhztYZII6iuH1bxxpXg/wAdatqmszzQQO+m+H7NoYTKWuJQZtuAPlyZUGT0xXon8WSd3HDEnOO1ADhS+tNpN3H40CH9zR3NNpaAHHvTVY7h160vrTfqcCgDhfiZ4P065vtC8ZyC4Oq+HZ0MDRzFYxBI4SUuvQ4Uk57V3Ubq+G6h1BWqutaaNc0e/wBNb5fttvJb7j0AdCAR7gmqXgrUH1rwppt5IP3rQgS4/hkUlWH4HIPuKTH0NnuaO5pc0nc0ig7mjuaPWm00JjvWkFJRTJMXxxH9o8D+I4gMs2m3AH4RsRV/SZjNpdlJuB3wqd2euVBpdWtxdaNqEB6S2kqfmhFZvgW4N34M0KUch7KFyfqmP8KANyiiigCEnikpPrwPWuI+JFrrOoXnh+1tZNatdGuLlo9SuPD0yRXkRK/unLtj92GxuwM4zUgdx0ODwad97j1rzzwFceLG8TX1h4khuRDpNhHaLfZU22pyGVitygXo/lgK2e5Feg4z9KB9DA8QL53ijwpEf+e9xL/3zbNW2FZv4u9YF663XjzRQhWU29jdXB2NkAMUjBOPUOa6ASLEpkbBRRuOTgYHWgfQ5vwEjTaRfXJwGudUvpcr0IE7Ip/75iH510Wx9vXnNYPw3he38A6CHXZK9qs0oPXc+Wb9X/SuioER4fjmnbX9ac3al3UB0GfP60vz0tIzGgfQbmSl+f2py0UDG7n69R7Vy3jrT7yOKy8QaZbLda1obtPHCAS11bsMXNvx1LJkr/tYxXV9KUEjkcntigRS03VINZ02zv7KVbq0uokngmUgh0Zchsj2zVn5v7v61x2jkeBvFR0Vht0DXZnudKfGEt7s5aa1PoH5lQerbR0rtAQcY55x+mf5UCI1Z+uznOKf5jelP49KbQIbub0NJz6U/Ip2RQBFub0NHmf7Jp+aaKADef7po3D0NPpGzn2oH0GeYD2NOz9aXiigfQQyDcOKdupMH2paA6BvHoaUyDA60YFG0elAdB8Mi+an+8K5j4cTK/g2xfs8lw+f96aRv8PzrqbdR9oiwOdwx+dcn8MW3fD/AENhyHhL5x6sT/h+dAdDqPOXaeab5qN3o28nilVfcflQHQcXXAo3D1FC43EEZ9KMD0oDoCsPUUjMBwDS4HpRx6UB0AMNo5FL5g9aTaPSjyxQAvmL/eH51zuuSBfFXhJcj/W3R/8AJZq6EwrXPa4qnxh4THffecf9sT/jQB0O9f7w/OjevqPzo8selHlimhB5goMnI5o8uk8qmIduHrSbqTbS7aTAXcPWjcPWk20m2kAvmAcUu4eooKLgUm0dc0ALuHqKVVEjBODuO3Bx3pu0MdoXJPbFeW/F74jatotzceG/BNzpJ8XW1nJqd/HqpkC2lmqk7ww+XzP9g+1A+hV+Hnxk8O6p8Qde8MWsGoX2rXmr3j3M8dgzWlssZ2xrJMwC52ptGPUV69uHzeuMn61x/wAINF13w98O9GsvEdxaz6yId9xJYw+Sp3NuCtxksNxyT3GK7HbQADvSZoxS7aaELuHrSb6NtN20wH5HrRweM4+hpFXijZQBk+L/ABOvg/w7f60+n3uqizUyG00uES3Egzj5V6nA54rM8DzpHca5pwieDyL03cUUww6Q3CiZVI5AILMDg9Qa6uOPLrjrn1rzrw9420jxX40XU9JnmntLyOfTrh7iJ4iLq2kzjDAZyrkAj/nm3oaB9D0TcPWjcPWmbfmx3p22kx9Bdw9aNw9aZtp22hB0F3D1oB5NJtpPL96YdBVw3yt0IINcx8M5BJ4B0IH5SlssZH+6Sv8A7LXTRxhpFHPJrlfhquzwjDH08m4uof8Avm4kH+NAjrM0Ug70UCIOfQ/gcfrXmfxU8ZX3hnVtKtf7ei8HaRcQSSzeIJdMN4DKrIEgHBWPKljubgkV6Zz2HNKrHHJ/DGf0II/GpH0POvhDrc3iFtevHvrfxFDG8NvbeJbfTmsf7QTaSV2EAEIf4l4NehNGs0bxyIHjYFWVlyCD1BFPc5x91tvT5QNv04H6U0Ng5xQPocho/h3TNE+Ik50zT7ewVdH2SLboVBZ51ZSRk84jb8j6Vq+Lrr7H4N1ycZBSwn2465MZAI/EiobHLeOPEDHpHZWMQbtndcMf0I/MVB8SGLeB9Qtg5ja5MNqgA/id0XH4k0B0NzRrX7Fo+n2+zb5VrEmD2wgzn3zmrmafc4WeTZym4gY9KioEOpaZTqA6CHtS0UUD6AtFFFAwozQabQBneJPD1n4q0W70q9LxQ3AGJov9ZDIpzHMhHSRGwR645rO8H+IrrVFu9I1kqnifSgq3yqRsuEZhsuox3SQgdPuuNvfFdBI3XGM+9c/4p8Mz6xJZ6rpUyWXiPTN39n3Ew+R0YYa3mPeN1yM/wk560Bub6yEsaXZu5JOfasvwz4kt/FGlmaKB7G6tpPs97p0+POsZwMtG3p/skfeU5rYoExgjzySaUxnnBxTjTBn1oJG7mj+8MjvT1ZG6HHtSN81J5VAElFR79hwafuoH0Ep1FLQPoJRRTuKBCU4ngUU2gOhYs/8Aj8g/66L/ADrkPhX8vwz8LZ4LadC35qDXV2rbbiJuysD+tcx8Msf8K38J8f8AMKtv/RdA+h0tFFFAdBR1FB60tNoDoOpvTk8CnLSjqP6UB0DByRjkHH4+lIvzcjkYzxXOeOvEWteHNLs7rQ/Di+J5ZrpLZ4Dei28tXbaJCxjfKg9T2ANP8L6r4n1GW5j8Q+GrXQIowPKa31YX3mN3BHlptwKAOhFc9rWP+Ey8LHGD/pp/8hCugyPWuf1r/kdvC4bgiO+PP/XKP/EUAb6ksxzTqKKaJCjj3oopgFFFFABRRRQAU1jxhMDn5snH606qWuXF7a6RfXGnWKarqccLPb2DuIxO4UlU3HpuIAz70D6HLfFb4maB8PtHjg1qa+a81dmsrLTtJiLXs7MNrNAq5wy5znqK5lvhP4e+Fvw51DRvD1tcC78RXNnYXl5dytLd3RllRZN7NyCITISB/cPpVz4U6xqfxI1S/wDFOrW95p8Fnt0+Pw1rGmor6TepxPJBN1kRx3FdN4kX+0PGXhDTicrbtc6rIAc7fKiEUefqZz+NJj6HVyMDKVAOBz0wAMkAA+vSlzTRllooQh1FNp9MQlLRS9zQAlJk+lO7mj1pj6Dev/68frXIfEDVrK1htZYry2/tHR7qHUpLNZUE32d2MUrlByFKOx3EckV19YeqeBdE1rUL7UJNNtf7ZvLCTTW1BkIlELZwCTxwTmpQ+hufQ5x09ev/AOv8qWsLwPqUmqeFdOlnBF1Ght5t3B8yNjG4PvuRs/Wt71piG0tFL3NAg9abTvWm0AKpIYEdc1yngZfKstVtwciHVrxPzmLf+zV1fI5rlfCKrFqfiyAHmPWJXx/vIhzQ9gOoHeihaKAK+6lptA6ipH0HU3O0ilak+93xQPoc7oOZNe8Wysc7by3tx9Fto3x/5ENReNnMq+HrTaW+061Z7h7RyCVj+SH8jUvhMpI2v3JPE2sTqf8AtmEi/wDZKb4gZpvFXhC2UZCT3F03qQlrIn/oTigOh0hbs3XJPH6UUMvQ0UCCinLRQIKKM4o60FIKKKKBi9eTTWYAcnFBb2qPJc0CY7aGpc4wBg/WhVFG0UCOa8SeHr7+0I/EPh9kXX4I/Klt5mEcOpwA5EEpPCuPvJKfunGeK0fDPiWy8Uaebq0WSCWKQ293Z3ClLizmHWKVTyD3BI5HNam0+pHuOtc34k8JXF5qK63oF1DpPiWNBEZZVza30Y58i6Ucsn92QfOpOecUD6HTdqbXPeF/GMXiK4msbm1l0bxFapvvNGvABOi9PMR14liPUOuR2PNdAcAgcgkZHvQIWnZptFAgZQ3NN+79KdSUD6D1pcmmBepBxSq2eKAFpaKKaEOzSHoabRTASaTybed/7kbN+QzWP4Bh8nwH4cjT7q6dbrz7Rj/69X9Yk8vRdTk6FbSdvyjNQeEo/J8J6JHnhbGEf+OUmUjUoFFHcUIkfRTS3Ip1MApDjacjcvcUtLznIOKB9DlPG3jK/wDDuo6Fpml2dne6zrLyrbvqd79ltl8tNzlpNpYsSflQc4Bqn4T8TajfeONU0PXbW2stYtdNiufK0rUDd2XkvKcFlZQ0cu7H3uoOa6fXPD+leKdOOn61p1tqunuQz295CsqFgMAgHow/vA1B4b8I6F4Nsns9B0aw0a2kbzHis7dYw7f3mx1Ppk8UFGv05DEHsVOD+BFcSPDdto/jvw7NDd6pctJa3wIvtRmuUGBCchJGIU/QCu1X7wrn9U+Xxt4ZUcj7LfH/AMdg/wARSZPQ6CiiihAFFFFMQUUUUAFFFJ05oAXpyRmvM/FHji78TeOrbwN4Q1S4sdUspo7zWdWt7UXNrZRod32SYNwryqCF+ua9Iu7y3060muru4htLeFPMkmunCRxr/eZj0HvXPeAdL1ay0ea78RHRbjX7+Zp7nUNFthFHcxbm8gserEJ36UmPodMzmVgT83BAVucd+vbJrldH/wCJl8QfE1+Tuisbe10iJvR8NcS/mJIAfoK6gyJCrSSELHGCzsTgKoGST6YFcr8M1km8Iw6jOpS61i4m1aRWGCDM5ZFP0iEa/wDAaQ+h1i0tItLTQdBaX1ptLimIUd6PWj7vFHc0CDbR60vrSdzQAg61heK7vxFZrpR8N6bZajvvY0vlvrgwmK1P3nTszLycVvetVdW1K30TS7zUbt2jtbOF7iVkQuwRFLMQo5Y4B4HWhj6GDoI/svxj4i0zGyG4aPVrZPVZBtlH4SKxP/XRfUV1HrXCTeI9P1uLwb420uR5dLupBaGWaIxsYLgYj3KemJQnXuR613f/AOqpH0DmjuaO5pasQnrSUvrRtpCD1rlfDzBfFni+IDDfa4ZD/wACgQ/0rqj/ABVyulKI/iD4nXPMltZT/wDjjJ/7L+lA+h060ULRQBWakp9N49RSYdApUXc6jGcnGKSjf5XzngL8x/CkPoc34HAfQZrgfMtzf3dwCOQd07nI/KlmUzfETT1xkWmk3EmfeWaNR+kUn50z4fx+V4J0TCnLQmTHuzuf6j8xTtJ/f/EDxBJzi1srOzBPTJ3ynH4MPzoDodN/CKKKWgOglNpT2pW6GgQ3rTh8opq0u6gQM2AaC3y0mN3WjgAjFADWY7sd6Vaaud2fwp9ABSUtJ3NACbj6079RSetKvSgfQxfE3hSx8V2kMd201td2zb7PU7FhHd2kn96J8HHupBVulYsXi7UfBZFt4wEb6ezhI/FFlGUtpD0Au4wf3D/7ZzEeoINdrtHqB+GaUhCrKVUo67SjqGBX+6wIII/A0D6ESyLLDFLGyyRSrvjkU5V19Qe4p+DtBxx61x8ngW58OyS3Pg6+TSTK/mTaPfbn0yZuuQgy1ux/vRZHcr2qxa/EC3tbqKz8T2U3hTUpGEUb3jB7O5JOB5Nyp2HJ6I4DHpQHQ6j0zTuKVsLyfukZDdiPWjBGMjGelAdBnNDLtXcOtOooECMGUc5Pel+6uPem7dvK05WLA5xQIKCR0o5pQoP1oH0MvxU23wj4gf8AuaZdtx7QtVjQYxFoemRDlVtIcev+rX/GqnjJgngvxIc8f2Vec/8AbFqv6ONul6f6/Zogf+/a0D6E7ZVhgUp6inNSUCFpT0paSgQKV96Wm06gApKWjHvQAMRt6VzuqZHjzwyAMj7FqBP521dFWBqX/I+eHP8Arx1E/wDj1rQPob9FO3CigBtFFFAgoopAc8jmgApQ3cc/jR6cDnj+tQX19b6Xp93qF3L9nsrOFp5psZ2IoLE478A/WgfQ4H4ma3aatrWlfDlNM07xHJrI83V9KvZ2gaLTA2JLlMH5nDD7vXFd9Y2kOmWVvZ2kaQWltGsUMKg7VVRgDmuP+F/iS98eafeeJLm30l9HupmPh67sonW4ewJ+7OHGVYOK7c47jj8qB9Dl/iXPMng27sLVsXmrSx6TbnuGmYox/BN7fRGPQGumt4Y7OKO2t18q1gURxxgYCqBtA/T9a5S9/wCJ/wDE3T7ZRut/D9o19cZPBuLjKQDHqsSyt/20U9xXX4zknigOgbh60ZpuAehzRQIdmgMabTqBDu5o9aSl7mmgHL0pvc0etHc0wDuaXOOf5Unc0evAPselJj6FDxFoY8QaDfaYQIftkJiiYLjY2AI2XjA2sAfqKq+Dta/4SDw5YXrjbcvHsnT+7KpKyD2IK4rD0ttF8KfEPUtNm8S313r/AIkzqUGj385kSGKMbGEHygIvfFXdNYaH461TTj8ttqy/2nZ8YXzBhblB9CBJj/pq3pQgOo7mloopiE7mjuaO5o7mgA9a5WJfL+KWpIP+W2jW0n/fM0wrq+vFctcYh+KFo2f9dorr/wB8Tg/+1P1pMfQ6RKKdH0NFCAp7qGIz0ptO9KQdBe5qrrM32fR9QlzjZbSMPwU1azjJrC8eXJsvA+uzj70djKf/ABw/1oKJvCsQj8LaAmCv/EvtyR3DGJSf1qn4PzLqvi25KtiTVvs6lh2ihjX+tb0NqLHybUfdt0WIfRVxWD8O1EnhlroMWF3qF7cMx7n7TJGPw2xqfoRQB01FFDfdNAmFBpqnil3UCEooooDoOzUZb5qU9M0kYy3PFAC+tHc07ApMj0oEJ3NHc0uR6UmaBi0nc0v3qXbQAlFFFAh1RXlvDfWcltcwxXNvICrwToHjdTwQwIIII9qlpfwoH0OOj+H7aCxk8Jazc+HFJ3HT2QXWnMe+YHbdH/2ydfwpP+Ew8Q+Hd48ReGJJbUf8xXw6zXkRHdngwsyfgHHua7FcbTxSqTHIGUlT6qelA+hlaD4p0fxMn/Er1e1vpAMtbxyjz09miPzL+IrV/iI7jqPSsbxB4R0TxQQ2qaVb3Uuf3c5UpPGf7yyIQwPoQQR2NZK+C9W0iPbofi/UIrdfuWOuRrqEA9g5CzL/AN9NQHQ7Afdz2pkaktwM1yy614u00H+0PDFprMY4M2g3oWRv+2M+0fhupG+KHh+0kiTVpLzw7OzBRFr1jJaLuJ4CyspiY/7rUg6HXfzo+7zVSx1C01KMT2F5BfRt/FbSLIPzUmrPJ+8MeuaBGJ4448E+IVPQ2EyfmjD+tbNouyztQD92KMf+OCsL4iSeT4I15jwPsx/VgP61vrHsVVHG1VX8gBTDoSU2ikPUUAPzRmm0UCHUtM9KfQAUUUh60AL3rn9T/wCR98Of9g7Uf/Q7Oug9PpXP6ipb4geHOOmm6n/6Ms6B9DfpaMe9FABRzRR8zAY7jIJzj68dqBABnGRwfbNYGo/ELw1pevXeiXviDT7LWbW3F3NZ3N0scixHoQHIH4DrWB8TdRv9WutN8F6Frd/4a1vWEa5XV7exFxFFbx/6yMyH/VyMudp655FZ+m/s4+DBo8Vj4htJPGVyJmuG1LXXMtwXIwV3jHyDqFoH0OWb43azqPmeNdN8N+LG8PxhdJtPCs2mIj6tdyEmO4MuS0aKQASRwDS2/wAD/FHxK1Szu/ipr39q6DCHvLXQ7J/s00U8jhjBO6DbIkYHBzzXu8e6NESPMcaII1UNgKijAXp0xSr93nk5oH0I44xHGiKFREUKqqMBQBgDpjGKi1C8ttLsbq8v5hb2VrE808jHGyNF3O3PoOatK3zAg85rj/GB/wCEi1mx8Iw5+ztt1HVj12WiP+7iPvNJtXB6qrehoDoWPh9ZXI0ebVr+Ew6lrl0+ozRsCGhRuIoj6bYliGOxLV1PrR6jhUXgKPw/wo3DnvQHQYq4Xj1p1G4ntgUvc0CEope5o7mgQdzR60tFACLS0Uu0U0A3uaOcnt74paOaYETWsEkyTtbxm4jQpHMUBkRSckBuuD6VheNtNmm0uDUrKNpdS0icX0MajLTKMiaEeu+MgAdyK6LcaVWKkEdRyKAKum6jBqljDeWsontbmJZIpgc7lIyP1q0vSuR0PPhXxRLoDDbpuoGS90luynlprf8A4CSXUf3XP92usDA4wc5GRQAtFFHWgArl9YXyviF4ck6eZp19F+UkBH8q6gVzHig+X4v8ISdC013b/nB5n/tP9KTA6RQfSihWooQFDBBx3qK1vba7VmtriC6CnDGGUPt5xzg1zPxO8J3fjHwnNplpJbs7TwztbXbMkF5GkgZ4JSoyFdQVJweCeDXG+EfBM+n/ABB0a+PhHwt8OBBFcE22hXnm3OpAptKFViiTy0zuJIZvekPoev1zvxCRbrwneW7Hi5lhteP+mk6pj9a6NRlsYznjmuK8W+JNK1C40jSIdTtZr+XWLQNapNlwY5llb5evRD+RpD6HXahfJaw315KcRwo8jMegABJOfoKx/h/bva+B/D8UylJ/sELyrjHzsu9vx3Nz9DUPxBkaTwbrFtEJJJr9Bp6LCpZgZm8osAP7obJPYDNdLHGsCpEm0JGojGPRVAH50B0Hd6c3Q01utG6mHQRaXaKKKA6BRQOtO470B0I3Y7QPelWmA7nxUlAgooooDoGKXbS5ooKEHUU5qSigAptOooEwpM+1LRQSFFFLQAg+brTtoPem0ooH0FACj2oZ28sx7sKwwVABUj3BGP0pabQPoc7qPw48LapcC4n8P2K3Oc/abZDby59d0ZUk/lUVr4Fj0q8t5tP17XraCNsyWcl+1zBIM/dKzKxAPQ7Wz6V1NB6HPSgOhzPxMw3gHWznjylH/kVK6qcbbmVR0DtXJfEpSvgfVE7SeSg/GeOusuM/aJTnq5/nQHQYev40N/WiigQUUlC0CHfeApc45PAoWlBwQaADocHg8/p1o/8A11y/ibxhd6Pq9lo+j6BdeJNauoJLv7HDcR20UNvGwVpJJX6Es3Tqe2am8LeLrjXL6/0rVNHudA1zT0innsbqVJgY5AdssckZZWU4x0BoH0OhNYN/n/hYHh/P/QM1P/0ZZ1vjqKwr7LfELw8R0Gl6lkgZx+8s6B9DcHPTmlb5evH1rkviN8VvDvwr0yC+8QXrwm5ZktbWKNpJrl1GSqKO/wBeB3ri4f2rPAmn6Tay+Ibm58Pa22Fu/D/kyXF9acZHmLGCcYw3IoDoexhSZANpO7pg7c/Q9vrXkHiz4z69feLL7wz8OPC6+LdU0pv+JreXz/ZrG2bGREHP3pPase1uPix8a9Pt2Vrb4aeGbmEym8s2Fzd6hBIflGDzCxXPXlc1634M8GaV8P8Aw3aaFo0LRWVuuN8x3yzMTkvI/VmJ79qA6HPfC34f3/hH+1dZ8Q6p/bHjHXWWTVb63LJAdp+SKND90KOCR97Fd7mk2/nSYPpQHQdTR64yB1pVjZw2FyFGW9APf2rlrz4hWk91LZeHIf8AhKdXX5THZyAW0B/6b3PKxgd1Hz46AmgOhoeLvE8PhPToriWA31/cyfZ7DT4uJLyf+4p7KONz9EGScAVH4P8ADU3h+yuJr+4S913UZjd6ndqOHmIChE/2EUBVxxhD3ao/DvhKXT75tZ1i7XV/ENxF5RuEXZBaRZz5FvHxsT1JG5j14roqA6BTafSUCClopdtAg7mlpO5paaAKKKKGAUUUq9KQCU6m07NNANo5p2aKYGR4l8Ow+KNKa0kmayuFkE1rexjL2synKSD1AxyvccVW8J+Jn1yG5stQtl0/xBYHbf2QbO3JwJYz/FE/GGHGSRW99elYniTwuuuSWt9a3Tabrtln7JqKLuKZ6xyL/HEehU84zikx9Db7Z7Zx+PpRXKaX46EF/DpPie3/AOEf1t/kiZzmzvh2a3mPynJ/5Zk7gegrrGBj6jHfmkAlcx403LrHg+bH3dXZD/wO1mX+v611AHIz0Nct49YRwaBNnmLW7P8ADexj/wDZv1oEdIFwxFFOX77UUAebfFm91ax0fT206XV7TTpLzbqtz4fhE1/DbbGw0KYJ+Z8BioLKpyBWH8Mrq/vvFUpsLzxbqnhmOzZp7jxhZmGSO53KEFuZESQgjO7AxxXqnSlBO7qdnofWgfQGfC59K5zxNHC2veEFMUayHU3l8wRDOFtZgxyPciuj/h/HvWT4g8M2niBrNp7m/tJrRi0c2n3TQPll2nlR0waB9DTjY+Y+0fxYPQipeQecVwlx4NvP+Eh0eG28Q+KvsLC4e8catIVzsPljJHrWxH4KZcgeJfEwHvqhP/stAdDpAfmpeuSOa5o+Cp93y+LPEi/9vwP9KY3g27DZXxb4hUennwt/OOgOh024+lLu9a5hfBuodV8Za+vPT/Rz/wC0qf8A8IpqnT/hNNbHt5VqR+sVAdDpVPOaHk9B16VzX/CK6ypynjfWB7fZLE/+29Y+jaP4ovda16C48ZarDaWlzHDaN/ZdhmVTErM2TByNxK5HfigOh3irt54qTPFcq3hnxAp+Xx3qi/8AcMsD/wC0KP8AhHfEnfx1fH/e0qyP8oqA6HT5ozXL/wDCOeJc/wDI6XB/3tItM/8AoFDeHvFe4bfGjBe4bR7Y5/KgOh1J6Uq1zDaD4q2jHi+I/wC/pER/k1Oj0LxY0qoPFtphjjLaMv8A8doGdN/+uiuB8Jt4x8QeHbTUZfEOmxSTmXMf9jnACyso/wCW3oAcehrX/snxj28T6Tn/AGtEfH/pRQB09Fct/ZvjX/oZNBP/AHAZf/kql/s3xquMeIdAP/cBm/8AkygDqKMj1rmPsPjf/oPeHf8AwRT/APybS/YfG7dNe8N/+CO5/wDk2gR01JnnBGDXG65L420XQ9Q1D+2vDc32W3knEZ0S5G/apbbn7Z3xVm3h8cXFnBOur+GkWaJZNn9kXJ5I9ftVAdDqqcp4Ncslr44XGdW8NH/uFXP/AMkU7yfGzLgah4bLZ76fcj/2tQHQ6jtTenWuaW38bjrd+GWPvZ3I/wDalOEPjVetx4bP0t7n/wCKoDodL1oKnkYrmtvjTkmTw6fcrcCszXNc8Y6LLpET2/h2U6hqMdguJbhQhdXff07BaBmr8RMN4WaMjJmvbWNfxuEFdJMRHM+ehJIP4muQv9L8Wa59ktb46HbWaXlvczSW73DSMI5A5RQVxztxzxzXXsqtn07ZoExqtuPHNP49ajjG1sVIy96BDQvJooooDoPpPvAgc0UIcc/0oH0OG+KzeBfJ0v8A4TGdra4R3/s6S0adb5e0hj+zgyY+6W2gjkdM034Vw+FlXWJfCJgnsGeMXNzLPPLftcfOTHcCceYqgDKAgdDWl4m8I6lqerWWtaDr7eHNctrV7I3D2iXcMsDMrmOSNiOjINrIQfcU7wj4RvtE1TVNZ1nXP+Eh1zUkhhlultFtIkhi3bI0jUnBBbJYk5HFAdDpnzsbaFLY43khfxxzj6Vx0J1yb4iaGNat9MiUaXqQiOnyyOS3m2edwdRjj0rtF+8OAee4yK5rxFb6nbeItD1aw0ttZjtrS8tZreK6igkHmtbsjAykKcGBsgHvQHQ3rizt7x4XntYZ5ISZITNGH8tjwSM9M1D/AGLp/wDaT6gdOs/7RdsteNbJ5jgjGGOMn05rI/4SLXv+hIvv/BpYf/HaB4i1zv4J1Ef7uo2B/wDatAdDokhChRtBCgKMDpj09BUlcwfE2rqw3eDNUHr/AKTZt/KSlHirUBuz4T1hf9025/k9AdDonxyOvtVTVrS6vrIwWOpPpVwzDFykKysB3AVxgH8DXP6f48fVNPt7618Ka89rMCyMIojkZx2fmra+MJ+h8LeIlHp9kU/+1KA6FOT4X6dqSr/b1/q3iYKdxj1S7/cMfeGERxn8VPvXU2dpBZWy29rBFbW6DCwwIERQPZcfrWCvjZ1bDeF/Eyj/AGdMz/7PSf8ACeIhIPhnxV9Roxx/6FQHQ6VelAXuTXNr46iPLeHvFC+50dv8aX/hPLYf8wbxIPf+yJKBHS9yO9NrlH+J2kwXNvbS2euQ3FwrvDC+lS5ZVxvPHpuX/voetP8A+FjaVk7rTWVHvpE//wATQI6nB9KUdTXJr8StDUnMeqj66Rc//E1IPiVoTAnfqCj30q6/+IoA6nuaTcMnmuW/4Wb4cYgG6vVx3Ol3WP8A0VS/8LO8Nbeb66A9Tpl5/wDGqAOo7mlrlv8AhZ3hg8DUpyf+wXef/Gqht/i54Puoi8Oteam5k3JYXZG4EgjIj6ggg/SgDr6K5Zfih4U76uwPvp92P/adL/wtLwp31ofjZ3P/AMboA6jB9KK5cfFTwkOutwj/ALdpx/7JTW+KnhD/AKGC3Hs0co/mlAHVUVyo+KfhDOP+EisQfT5h/wCy0N8WvBkabm8U6ZGuduZLjHJ6DnvQB1VAbkYPP1rl/wDhaXg3jPijSwe2bgD+tPHxQ8HD/ma9HX2e+jH82oA3NR0201axlsr61gvbSbiW3uI1dH7crz+dcynw/udDkVvDXiXUNDRemn3a/wBoWR9lSRvMj/4BIAP7tWV+KHgssf8AirtBz76hCP8A2al/4Wf4MP8AzOHh4H/sKwf/ABdNAO0WbxfDqHkazaaJLZEE/btNnlR89gYXXv7McVB8SW2eF4ZRtAh1KxlLHsBcIc1OPiZ4M4z4y8Oj/uMW/wD8XXL/ABK8e+FrzwNqsFr4o0O5uv3LQwQ6pA8kjCVDhVDZY8dBQwPSVBVjkYPQj8KKjMytKW3fe+br6nP8qKQFPrSUUUAFK3Qk8UCgncQCcD1xmgfQI/kU/XB9qkryfw38RPEGoax4W1S6Onf8I34ovbqxsNPit2W4tUiSQpO0xY794hOVCgDePWvVyvb3oKF7mkPWl9abQA9QMdaKRaO5oAWo4s7W+XGTz6/jRcO0UEjJE88iqSsUZAZzjhRnjJ9+K5f4Z+Mrnx14fvL+60k6I8GpXVglnJIJWCwvt3MRwGJBHtg0AdZRRR74oAdSMwUcnFV7m8WJemK57UfECRMRv4HvQJnRNfRxqc8mq0msJH824AjOPmA5H+RXA6h4rAyVfH41yfij4h3uj2Mbafptxq9/cTpbW9tETncxxukfB2xqBy2OtAdD2Q6wkbFQQqgAhcAcHpx25pDriY6j868I8JfEybxNp95JNbraXdneS2M6QzCaIyJ1KSgDcO31rY/4SWT1P50B0PXP7eT+8v50f8JAn98fnXkf/CTSdMmk/wCEik9TQHQ9bOvp/wA9RSr4gj/56CvIW8QSe5/GkXxFKBxkHtzQB63Jr0UqtG5V0PBRhkEeho/4SCNRjcBjjj9BivCPFHxEvPD62sVrpF1qskiyyEJKkMUMaLuZpJHIAJ7ZPNW9B8c/8JFolhq1vHNDb38CzpHMArKGGdrAdx6+hFFhHtJ8QpuADGnf8JDH/wA9a8h/4SCX3/OkbXpeCM5+tFg6Hrx8RJuHz/rTv+EiT/noPzrx/wDt6f0/Wj+3pvT9aAPY4/ECM23ev4mrX9pW115TSJHIInEse5clGGQG56HDEV4qviCUdzn61U1z4sWHhNtMjv5nM+p3cdnbQofmLM4XcR/dBIye1Arnv8epRvyT1NS/boj0P615ND4wO7G/kDnmrSeMj/fU/jQPoeoG6i2kd/WmLexLwzdPevNP+Eyf+9TG8Ybv4v1otcZ6h9vj9eKPt0XrXlq+NecF8fjUn/CZH+9+tFguenfbYqVbyPb1rzD/AITA/wB/9aD4wZej5/GgD07+0I/Wnfbo/wC/Xl58Y8DD8/Wk/wCExP8Az0H5iiwHqP26P1oa8jwOa8u/4TI/89B+dH/CZH/np+tUtAPT/tsVOW+jXvz9a8vXxgf+en60N4wIP3/1oDoepfb4hg7s+vNA1CLdjqp6jPWvK18ZHd979ad/wmJxnzO2etJiPRdIjtNF0q20+13pbwJtQM3PUk/zq59uj3Dk9P71eT/8LAgXUBYtdRfbTEZxb+YPM8sNtL7c527uM9M8VY/4TTPG/wDWkK56j9ui9f8Ax40f2hD6kfia8sbxgc/f/Wl/4TQjq3P1oDc9SOoR4PzH/vqkbU0Rc5yRXl7eNCV/1lQyeMOD8/600Fz0C+a3m1aw1EzMsljHNHGq4wRKE3Z/79iibxGi5Pnbfxryq/8AG8VrbPPcXUdtCpAaSZwqjPTJNU5PE0swJV9yEAhgeCCMj9AaYrnqsnipd3+u/X/61J/wly/89j+Y/wAK8f8A7Ym3f/Xpf7Yn/vUmK568PFwPWf8A8e/+tR/wl2Wx5zf99f8A1q8fOrXGfv0v9rT/AN/9aEFz2D/hL2Vxids5/vf/AF6y9D1r+w7W4hW7kkWW6nuAWPTzHL7fwyRXmLavOeN5obVZxjLEjdtJ9D6fWmFz1/8A4S7d1mIH1H+FH/CXL0ExI98f4V5C2qT/AN80n9rT/wB6iwXPXG8WR/38n8P8KY3iqM9WUn6D/CvJv7Un/v8A60f2pP8A3/1oA9ZXxRDuBZlP/AR/hWV4ovItf0uO0SaOB0uoLkMYw3MTh8A44zjFed/2pP8A3/1obULhgQGbPIoA9W/4SaAZ3LEegHyD0+lJ/wAJNb/3ISeudi/4V5V/aE64DOc9KT+0Jv7xoA9XbxNbBTxCfby1/wAKj/4SO0PJih/GNf8ACvLG1GfP36jbULjd9/j60CueqN4gsX629t/35T/Cmf2zYMCTbWx3H+KFeP0ry/8AtCb+/Sf2jM2RvNAHqreLk8z74J9znJ9faivJft024fOetFAH0NS5PpQe1LUlgtG7bz37Uopkn3hQPocb4X+Fdj4Z1yG+j1LUL62sjP8A2Xpt06G304THMnl4UM3DMvznjJxXcZNRpT6Ch3c0tMpy0ALSfTk0uTQv3qAGeYfMBxuK87axvB/hhPCOlT2Udy92J766v2kddp3TzNJt/wCA5xWwn32qSgB1Ur6+8lSOnrVpydtczr0jKr4Y9KBMxte8ReSDh+PrXC6lrr3LNtbrUniCZ2ZgWOM1hUCJWuHYhix4965bx1oWr+ItDjsNJvobPfMpulnZ0E8IHMRZPmGT1PHFdJRSEZXhrTJdF0W2s5bXTrNodw8nSkdYApORy5LFs9Setav3uaKVfu1QCUFjRQ3WkAKxoHWik9aAOa8ZaXq+pQRw2Nlper6bLG0V1pOsblicnayShkUkFSPu55xitHwrosnhzwxpWky3JvZLK2SAzMT823HIz0AAwB1xWpuPrS00Anc0ZwTS1G1MCTfRupqUvc0mAp7/ANK4Hxr8Or/xBqz6pp+uz2lzLc2Ra3kijaKKGGRXJjYqWByN23jJHJxXe9zQfvCkAsmGbI5GT95QCPfj1pFZl43GjuaO5poA3N6t+dL5h7Mc0nrSU7gI25u5HqaVZmHy7jS+tRN1oAl8xvXNG5v8mkSl7mgB+7vuOaNx/vUzuaWgB24+poVm3ZyabSmgAaQ+po8z65+tN9abQJknmN/eNZmqf2z9os30uTT0h83N2l9E7M0fohVsA+hIxWhQ33W+lAjyzwrpPiXS/ilb6hrGlQSXV9YXaXmpwXbSR7fNiaJFUrhAAigJ1OXPY16qJGyetKv3Qe+KSgBPMb1pdz5xk+9IfvCnMx/eL2UjH4mgY9SQPvNQZccs2F7nGf0qOkb7p+lBN7nmfj7xJBp8OkXXjHw9YreR6jIuk2NzqSyWc7MmDLcMy7URRyByfQGuj+F9nbaf4JsLa11S11aON5T9o0999speRnMcf+yv3RwDzXT3GPLLFVY8Eb1DAZ4PBpYY0jEiIojQAMEQbVz9BQMfS03+MU4fxfSggWikb7ooPQUAZniya7g8L6xLp7Fb9LKZrcp94SCNiuPfOK8++H/9kaf4m8Px+HJw9tqHh83GopFOZQZQ0ZSR8k7ZCWcH3BHavUgSpJHBFULbR9P0WfzLCwtbOS9Je4aCBUMrDoTgUFI0N1OplOWgY5VGOtGBSUUEsOO/SuQ+JEdi1jpf9pXd+lkt1h9K0nK3GqSFcJErIQRhsH6V2OM8GszUPCej+NreO313T4dTihnVo1mX7pK4JBHtQNGX8OrPWNN8KWsOseel1ukKRXEplkhhLZSN2ydxC9+3eul3fKPrVLRvDem+GbRrLS7RbK1EjERxk4/U1abrigB7EetMoZiFUZppY+tArC7qM9aavzKM80UyhpY5FFMaimwtc//Z)

A gauche, on a la distribution de la population. A droite (en pointillés), la distribution d’échantillonnage de la stat t. Imaginons qu’on fixe le risque alpha, pour un test bilatéral, à 10% :

* Si je fais un test en unilatéral à gauche (alpha = 5% du coup), le taux d’erreur de type I sera supérieur aux attentes théoriques (car forte densité à gauche de la courbe). *Il vaudra .109*
* Si je fais un test en unilatéral à droite (alpha = 5%), le taux d’erreur de type I sera inférieur aux attentes théoriques (car faible densité à droite de la courbe). *Il vaudra .022*
* Dans les deux cas, je suis hors des limites libérales jugées acceptables par Bradley (à savoir [.025 ; .075].
* **Pourtant, en bilatéral, le taux d’erreur de type I sera de .109+.022 = .131 🡪 je ne suis plus hors des limites libérales jugées acceptables par Bradley (à savoir [.05, .15]). Le problème a donc l’air moins grave qu’il ne l’est.**

### 

### Test de Yuen : l’étudier et revoir pourquoi il est moins puissant que le test t classique quand les conditions sont respectées

**Remarque** : D’après Erceg-Hurn et Mirosevich, le test de Yuen est préférable aux tests non paramétriques car peut être généralisé pour des designs plus complexes (designs factoriels par exemple).

1. **Comment le test de Yuen est calculé (cf. fichier R « Yuen\_calculations.R ») :**

Le test de Yuen consiste à calculer des moyennes trimmées et la variance winsorizée.

* Moyenne trimmée ()= dans chacun des groupes, on enlève 20% des scores les plus élevés et les plus faibles et on calcule la moyenne des groupes réduits
* Winsorized variance (= dans chacun des groupes, on remplace les valeurs qu’on avait supprimées (en vue de calculer la moyennes trimmées) par les scores les plus extrêmes non trimmés. On calcule alors les variances sur les nouvelles séries (in fine, ces nouvelles séries ont autant d’observations que les séries de départ).

Il ne reste plus qu’à calculer ceci :

où

* ;
* ;
* = nombre d’observations par groupe ;
* =le nbre d’observations supprimées de chaque côté de la série par le trimming ( = 2 dans mon exemple où la série contient 10 observations).

Et le *df* associés :

1. **En général, le trimming = 20%. Mais on peut constater que si le trimming était de 0%, le test de Yuen serait identique au test de Welch (tant la valeur de la statistique et les df et donc forcément, la p-valeur).**

**Preuve pour la statistique *t* et les *df***: si on ne supprime aucune observations….

* … (ça c’est évident).
* … 🡪
* **=** (aucune valeur de la série d’origine n’a été remplacée puisqu’on n’a supprimé aucune observation au départ) 🡪
* In fine, , ce qui est bien la statistique de Welch
* Et , ce qui est bien le *df* associé à la statistique *t* de Welch.

1. **Quelques remarques/critiques des propos de Wilcox sur le test de Yuen**

* Wilcox (2010) dit ceci (cf. « Modern Robust data analysis methods : measures of central tendency) : “… when distributions differ in skewness or have unequal variances, modern methods […] **have substantially more power** […]provide better control over the probability of a Type I error”) 🡪 Question: comment fait-il pour comparer la robustesse (puissance et taux d’erreur de type I ) du test de Welch et du test de Yuen? Je ne vois que cette solution :
  + Set 1 de simulations : faire des simulations en spécifiant que les moyennes de population sont égales à 0 dans chaque groupe ;
  + Set 2 de simulations : faire des simulations où tous les paramètres de population sont identiques à ceux du set 1, EXCEPTE pour la tendance centrale = faire translater sur l’axe des X les distributions du set 1 pour que dans chaque groupe, la moyenne trimmée de population = la moyenne de population du premier set de simulations.
  + Ce faisant, on s’assure que le numérateur du test de Yuen = le numérateur du test de Welch. C’est donc le dénominateur qui déterminera la puissance.
* Wilcox (2010) dit ceci : « Modern methods are specifically designed to avoid potential power problems associated with methods based on means due to sampling from heavy-tailed distributions”. 🡪 Dû à la confusion classique entre kurtosis et SD. Et quand je vois mes simulations du Supp Mat de mon premier article sur le test t (cf. table A3.2), je n’ai pas l’impression que le test de Yuen soit moins conservateur que le test de Welch avec des distributions heavy-tailed.

1. **Pourquoi le test de Yuen serait mieux que supprimer les outliers après les avoir détectés ?**

Parce qu’en supprimant les outliers, on n’utilise plus la bonne erreur standard (parce que les observations ne sont plus indépendantes), d’après Wilcox.

Normalement, l’erreur standard de la moyenne = S/sqrt(n). mais quand les observations sont corrélées, cette expression ne tient plus.

1. **Pourquoi ne pas opter pour des transformations plutôt que des tests robustes comme le test de Yuen ?**

D’après Erceg-Hurn et Mirosevich (2012), elles sont problématiques pour plusieurs raisons :

1. Les transformations échouent souvent à restaurer les conditions (on parle souvent de la transformation « log » pour restaurer la normale, mais ça ne marche pas toujours).
2. Elles ne permettent pas de traiter le problème des outliers
3. Elles peuvent faire perdre en puissance
4. Parfois, ça va modifier l’ordre des moyennes
5. Complique l’interprétation des résultats (on interprète des mesures transformées, plus les mesures d’ origine).

D’après Wilcox (2010) : si la distribution est asymétrique au départ, on peut la rendre plus symétrique, mais on ne réduit pas forcément le nombre d’outliers pour autant (parfois, même, ce nombre augmente après transformation).

1. **Pourquoi le test de Yuen est moins puissant que le test de Student quand les conditions sont ok ?**

Je crois que c’est parce que la moyenne est l’estimateur de tendance centrale associé à la plus faible variance quand toutes les conditions sont ok.

### Étudier la distribution d’échantillonnage du t de Student et du t de Welch (variance et expectancy)

**Dans l’article du l’ES, j’explique que la relation entre les tests t et les mesures de taille d’effet permettent de déterminer la moyenne et la variance des mesures d’ES. Dc c’est que je pourrai facilement faire pareil pour les stat t. étudier la distribution d’échantillonnage de ces statistiques pourrait m’aider à comprendre pourquoi parfois welch est supérieur à student et parfois c’est le contraire quand SDR=1 et n1 !=n2 ?**

### Explication rapide de l’IC autour des tailles d’effet standardisées (lien avec le paramètre de non-centralité, bref l’annexe de la thèse à ce sujet).

On a souvent tendance à imaginer la statistique t comme la différence de moyenne divisée par l’erreur standard, parce que très souvent, l’hypothèse nulle fixée est que mu1-mu2=0, alors qu’en fait, mu1-mu2 peut prendre n’importe quelle valeur. De plus, on a souvent tendance à représenter la distribution t comme une distribution symétrique (distribution centrale), parce qu’on représente sa distribution **sous l’hypothèse nulle** (càd quand les 2 échantillons sont extraits de populations entre lesquelles la différence de moyenne correspond exactement à mu1-mu2, nos attentes théoriques). Et donc, on dit qu’elle se caractérise uniquement par ses degrés de liberté (n-PA). Mais quand l’hypothèse nulle est fausse, elle devient non centrale (non symétrique), et donc elle se caractérise par 2 paramètres : ses degrés de liberté ET son paramètre de non centralité. Or, ce paramètre de non centralité est entre autres fonction de la taille d’effet dans la population. Voici l’exemple pour le d de Cohen traditionnel :

Ca fait qu’on va pouvoir calculer un IC autour du NCP. On détermine :

* Le ncp de la distribution *t* telle que la statistique observée correspond à son 97.5ème percentile (pour avoir la borne inférieure).
* Le ncp de la distribution *t* telle que la statistique observée correspond à son 2.5ème percentile (pour avoir la borne supérieure).
* On a les bornes de NCP, et on peut en déduire les bornes de la mesure de taille d’effet.

### Intérêt d’étudier le biais mathématiquement (Sup Mat 1 article du chapitre 4)

Bien que je présente des estimateurs non biaisés dans cet article, il était intéressant de constater que les facteurs qui influençaient le biais des estimateurs biaisés sous la condition de normalité sont les mêmes qui influencent le biais des estimateurs non biaisé quand les distributions sont symétriques et heavy-tailed !

### « When the population mean difference is positive (like in our simulations), all other parameters being equal, an estimator is always less biased and variable when choosing a standardizer that is positively correlated with the mean difference.

Voir « the mathematical study of Glass’s d… », c’est très clairement expliqué dedans.

### Chapitre sur le test d’équivalence : comment j’ai créé la figure 28 (p.96, partie relative à l’analyse de puissance)

**Approche de la puissance, explication du calcul pour la figure** :

1. Pourquoi on ne conclura JAMAIS à l’équivalence quand la SE dépasse 7.07 ?

**Réponse** : car il y a une contrainte de puissance ! Si on n’atteint pas la puissance de 80% pour détecter un effet aussi grand que le SESOI (qui correspond aux bornes de la zone d’équivalence), on ne peut conclure à l’équivalence.

* 1. Avec des analyses de puissance (sensitivity analyses) on est capable de déterminer la plus petite taille d’effet standardisée (mesure *d*) que l’on pourrait détecter avec une puissance de 80 % ( = dmin), compte tenu du n et du alpha.

*Dans l’exemple de la thèse, avec n = 50 par groupe et alpha = 5%, ce d vaut 0.5658… (illustra via R et gpower). Ça veut dire concrètement que .5658 correspond aux plus petites bornes standardisées qu’on peut fixer tout en assurant la puissance suffisante pour pouvoir conclure à l’équivalence.*

Une image contenant table

Description générée automatiquement

Une image contenant texte

Description générée automatiquementUne image contenant texte

Description générée automatiquement

* 1. Dans l’énoncé, on n’a pas fixé les bornes de la zone d’équivalence en unité standardisées, mais en unités brutes (en différences de moyenne). On a choisi de fixer ces bornes à theta = 20. Heureusement, on connait le lien entre le *d* standardisé et la différence brute de moyenne :

Dans notre exemple, . Si l’on connait la plus petite valeur que peut prendre *d* (on l’a déterminé au point précédent), on pourra en déduire la plus grande valeur que pourra prendre S (S reste en effet la seule inconnue de l’équation).

Remarque : Forcément, le plus petit *d* autorisé sera celui qui est associé au plus grand *S* autorisé (puisque theta est constant, plus S sera grand, plus d sera petit) :

🡨🡪

*Dans l’exemple de la thèse, 🡨🡪 35.3446*

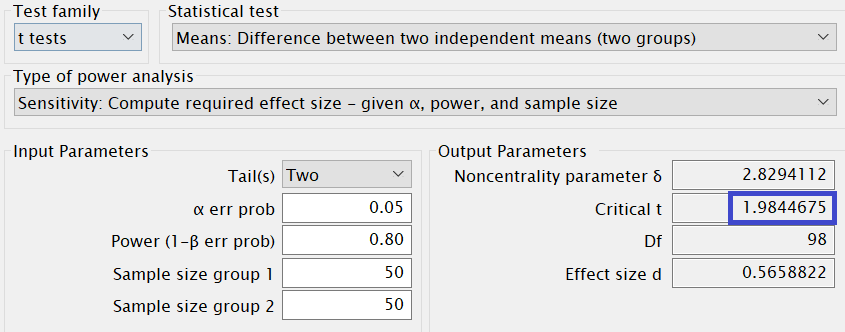
* 1. On connait le lien entre S et SE (quand n1 = n2 et S1=S2). Du coup, lorsqu’on a déterminé Smax, il est très facile d’en déduire le plus grand SE autorisé pour atteindre la puissance de 80%.

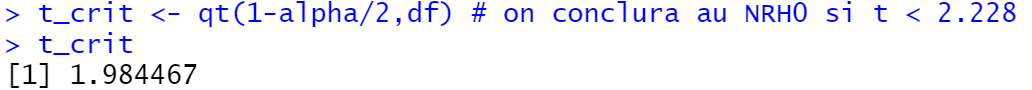
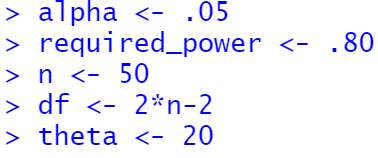
🡨 🡪

*Dans l’exemple de la thèse,*

1. Déterminer les valeurs de SE suffisamment grande pour conclure au non rejet de H0.
   1. Pour conclure à l’équivalence, il faut conclure au NRH0. On peut facilement, via R ou des tables, déterminer la t critique ( = la valeur de la statistique t en deçà de laquelle on ne conclura PAS au rejet de l’hypothèse nulle).

*Dans l’exemple de la thèse, avec n = 50 par groupe et alpha = 5%, ce t vaut 1.9845… (illustra via R et gpower). Ça veut dire que chaque fois qu’on trouvera une t inférieure à cette valeur, on conclure au NRH0*





* 1. Pour rappel, une statistique t est une différence de moyenne divisée par une SE :

🡨🡪

Donc une fois qu’on a tcrit, on peut déterminer SEcrit pour n’importe quelle différence de moyenne.

**En conclusion, pour une différence de moyennes donnée, chaque fois que , on conclura à l’équivalence avec l’approche de la puissance.**

Si on analyse , on comprend que pour une différence de moyennes donnée, plus SE est petite (= estimation précise), plus la statistique t sera grande. Donc avec un petit SE, il faudra une plus petite différence de moyennes absolue pour assurer que le *t* ne dépasse pas le seuil critique (et donc plus les résultats sont précis, plus difficilement on conclura à l’équivalence).

**Approche du TOST, explication du calcul pour la figure** :

Pour rappel, IC autour de meandiff à (1-alpha)% = meandiff+-t\_crit\_TOST\*SE

### Si meandiff = 0 (le meilleur des cas), t\_crit\_TOST\*SE ne peut pas dépasser theta2 (=20)

### t\_crit\_TOST\*SE < theta2 <--> SE < theta2/t\_crit

SE\_max\_TOST <- theta2/t\_crit\_TOST # 11.03472

1. Allison, D. B., Heshka, S., Sepulveda, D., & Heymsfield, S. B. (1993). Counting calories–Caveat emptor. The Journal of the American Medical Association, 270, 1454–1456. http://dx.doi.org/10.1001/jama.1993 .03510120076034 [↑](#footnote-ref-1)
2. Etonnamment, même s’ils disent avoir privilégié des tests non paramétriques (= randomization tests) compte tenu des violations d’homogénéité des variances, d’indépendance des observations et de normalité de leur données, ils reportent quand même la moyenne et l’écart-type comme descriptives pour chaque groupe. Ils ne fournissent pas de mesure de taille d’effet dans leur article, mais si on voulait en calculer sur base des résultats fournis dans l’article, on ne pourrait partir que sur des mesures de comparaison de moyenne. [↑](#footnote-ref-2)
3. Dans la littérature sur les méta-analyses, la variance de cette mesure est souvent appelée . [↑](#footnote-ref-3)
4. Attention : forte corrélation entre la taille d’effet moyenne et l’écart-type de la taille d’effet, si bien qu’on trouve généralement que les effets sont très peu hétérogènes quand les tailles d’effets sont proches de 0. [↑](#footnote-ref-4)