![Logo

Description automatically generated](data:image/png;base64,iVBORw0KGgoAAAANSUhEUgAAAjAAAAIwCAYAAACY8VFvAAAgAElEQVR4nOzdeZwU9Z0//tenunu6e24GBWYgYLiNCIgCyWYFzWZFjRGNuyExv9Uk5tgNxsTdnBvc33dXkmi+STaHuNlEjZpDY1YRknjmEDQbARE5lFsBmQEEhmF6Zvqs+nz/qK7qquqqrr7m5PV8PHzIdFdXVVdV1+dd788FEBERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERERER0cgnpJRysHeCiIiIqBTKYO8AERERUakYwBAREdGwwwCGiIiIhh0GMERERDTsMIAhIiKiYYcBDBEREQ07DGCIiIho2GEAQ0RERMMOAxgiIiIadhjAEBER0bDDAIaIiIiGHQYwRERENOwwgCEiIqJhhwEMERERDTsMYIiIiGjYYQBDREREww4DGCIiIhp2GMAQERHRsMMAhoiIiIYdBjBEREQ07DCAISIiomGHAQwRERENO8HB3gEaOFJKABJSSgghAIjs/4mIiIaXIR/AaJoGo4yVUkJRAtnXVShKAFJqEIKJJC+aprq+bgQzgMIghoiIhp0hH8DoGQPHK1JCahrUbPDC8teddB4496UA8AASEdHwMixSF1LToHW/CZnshqapkFJDX+cbkJqElBo0TTX/o3xa3+EC7wo9ICwq2CEiIhoahmQAYw1KAECTEr0bVyHVvlF/X9PQe/RVdO7/E6QmoakqNJXBi5OUGgAgsfMHttcT++9H5vRr5jL6cgxgiIho+BiSAYzepkWv1tBUDbL7MJJ71kAJN+p/S4mmprOBjXcAABTF+BoshA1GRiVzfAPSbz5mfy8dQ3zHNwZjt4iIiKpiSAYwAMx2LUIA8c3/Zb4eCCgQ2YBFKEFkOjaamQY96GEQY5V6/ad5r8nEcWhvvWirWmIVEhERDSdDNoDRVD0o0RKnkdyzxnxdArleM30n0funFbZGviyHZbZnloDWdxjpI7/PX0JLAgCSlqol9kQiIqLhZEgGMEZDXU1VkdjxM+8FkzFosXZkTuzU/za7Bp/JjEa5GlKHHnNdQmb6AAGkD602szBsyEtERMPJkApgjMa7RhpFJruR2PZz7w8EgtCERN/G7wHQx4w5UwthKSU0Tcs1fE6dRmb/L9yXTR2HJoKQkLYsjLNH15l6LImIaOgbMgGM3hsmW2BmqzNSB/4ImYp5f0gJQYNA8vCfocay7TnOwDLXyFhZv3xy//1A2v3YSTUJIVVIIZA+tBoy3e2+nNlDiYiIaGgZQgFMrvA1ukTHN99d+DPpPiiQCCCAPrOhrzyjCl237yrT3Ujtv7/Ah1QISCjZY54++GiB9bNajoiIhp4hE8DobTey/xICyd2PQ4t1FPyEJgQ0CCjR0UgcfA7pk7vMaiRNOzOCGLdansTOH3hmVez0TFdy373eS2TnTCIiIhpKhk4AIyVktv2GlNI3+yIEIIXQ/5HqBQDEd/wi+3mjOuXMyxzIdHfeuC++n4kfRd8r/+bxLoMXIiIaeoZMACOlBggBqWnIdGz0zb7YPpvqAbQ04vt+A5nqhtRysy6faTJHni0q+yIsh0ZVBLTYfo/PnXnHkIiIhr4hFMBIPQsjJeIvFc6+6Mtb/lCCCCR69bYwW/SB24wRe880iV0/8F8IgDWzIqSEGtuHxP4H+meniIiIqmzIBDD69AFApmMj0kdeKu3DoSgggEAqgfiexyBTeiZBU1VkMmlk0qkzok1M+tCj0PraS/6cIgXU1CkkDz7k8i6rkIiIaOgZOgGMIiAUYRt1Vyuh8FQD+rKBnhNI7Fqde0NKKEoAI32gWZnuRnz714tfPluHZPw/KCUUDYi/9m3nktXaRSIioqoZEgGMpqmQmoTa9SaSu/UARhOALBB0WAMSEagBgmGo2W/T++rPoMbas8uJbBJhpEYw2a7Qhx4tsueRQ+RsAIAqACSOQz2+6Yzqhk5ERMPTkAhgDKkDfzL/rYWiEI6nfy2ZX0AHVQ0yGAbCDQho+vKi+wjUntKrUoYzzWPQOj8y06f/XwigbiK0zGlkYgdz75+B7YiIiGjoGzIBjFAEas65FKKmHgCgqam8ZdSTu8x/O4tVkUog03g2Mg2jIFsmITR6pr7cCC6AjWkDAKBm4gcggg15y7jmnUTA/KcxsSMAZOJvQjSfD6V2AjQ1oy860uveiIhoWBqEAEaa0wZYR3mVmgqlcQIarr4fSv04fec8Yw8BSL33DABo8ZMQiRhEzwmER8/C6KUPQ9Q05rY44oIYaQteAECpnYDo7BX2xYTi2oRFBOsgs6GNEqiDsVBowlJEz79df0dqUDMp6J3Dcisx56siIiIaRAMewBgj5Rrz7GiaPuu0UUYGR89E0989hmDjBH15a1uXujb9NdVRgGb0LEJ4xjVovOJHtuAFgNk9e7jLTbTo3kYlNPE61F+6FiLYACEBUdPkvbJAGLKmEcHGqUDTdITGvx/R82+3bEeD1DRIqdomeTSOI9vJEBHRYBoSVUiJ3Y8jsftx828RbsTopQ9BnH0utFDEfD3Q0JoNXoweNHorGU0RUM6aiYZL7L1werb8BLGt90AoCob7HEleAVh820qkOp41/w40vQN1F/8CwcZ3QCa79UyVy9fWtBS0dDfUk1sgms5DdLbl2Mk0kru/B5mJDetjRkREI9eABzDGeC9Wff97B3qfW5EXxDS/715E6t9WcH2aIhBsmYHm9//U9npy24NIbPw+4nvXQis0o/WwkR/AZI5vQHL//ejb8E9IHcpNyBhoegciF94BpXEalECtZ/8rBRJi/BVm5sXQ98KHkd73EyS2fLlAL2q2jSEiosEzCAGM/e+ebQ/oUwEArkFMw9UPIHjWTM/1BUbPRPP7fwoRzlUbJXY/jvRfvo2A1IBTB9C3Z21228O30HVLwCT354K2vs1ftgUxSvM7EL5wJaRnd3QJ5W3XIjrnTvs6t66A1r1Ln2qgc4vrwHhCKMP6WBIR0fA34AGMsyqkZ9cjkJbHfNcg5qr7EBw9Awjb27YYmRdn8NLz3AokpQoVAoqmIbP/mey2++MbDQ6t7zDSR35ve61v85ehdr1m/h1oegdqFz8MUTde/4yW0XsXBesRGr80L/OS3LoC6cP6sZdCAOlupPbeBanGzWWEEAxeiIho0Ak5wK1brT1YErtW4/Sf/hWpYAABTUVQlRDZqom6S1YiMuMaz/XIZLctcAGAvs2r0PfSf7ku37z0AYQnLIQQitn7SWZH6R0O9Ia7uVPVt/lLSB3Kn3VahBpR/9c/R6D5HeZrMt0NEdKPlZpOQUoNQlHM+acg00hu+3czeDEEo22QgRqEL1yJmpZ35rYhhGtV4HBkNCgHBBRl4L6TcQ0WOo7GOS90vPXG8Lm/i/0O1h6A+euW5jqNYNW6vPG3/t6ZFdDmvjfRwDHaIo6U+261DGoAc+Ke+ZCpHjMDIxztKvyCGKueP30NCcs0BE414+ejeemDea8Pl+qQXEGrZ1+6n77Ec1kRakTdwv9C8OyFru+raX2MHSEUaGoCfS98CFr3rrzlFCUMTUuiZvJHUDvn361bGNDCvvokNM1eIAMDcy1Yz6Nly7btOoMF57LZpTy3oZ8b7+/hvg/lU5QANE313e5w4XxYsAdxuddYmFAlcmWhgMvIZpZ/S/O14X3frb7gYG04sWu12fbFGbgYep/TxzXxC2L8ghcASLVvQqp9I2rGL7C9LqWWvRENnxtv6mB+5sVKprvR88JHUHvhnaiZeF3e+4FQDdRMGoCGxObPuQYvAAAtjYCUSO//OdRJyyxZHWk5bsOPESDseWMz/vzS/+DKSz+NsWedky3UByagXf3M93D46N6qr/ezN6yCpmmumUUj02QNXuKJGB5a+3V0dnUgGskfCLGQtrFTce2SfwbgHzQNF25jHLk94+mZmIHYIxr53B5G8l/j9ZZvwAMYIQSklOjddFdRy/dtuw8iOgrhiYtd349v+5lv8GKu66W7UDPenoUx0uBDnVHoyHQ3kvvvL+ozfZu/DACuQYwi4+j9308i07nZ8/MaVChKCEJmkNx/P2ov/JZlf4bzDVx/4tl3cDN27HkB82ZdhrFnnQPACGj7r1pRSon2Y3uxbsMjVV93JFwHoHA1kjPzsm7Dr7Bj9/qyttc2dqrlGhi2F4PJLVDZd+BlRCP1GD9u+iDsEY1s9sxLPBFD+7G9aGkah5bmtsHbrWFkwAIYa9o6sWs1tFiH72dUBdBib0I+uRzSpTopsftx9P7lTo9P53PLwgz9LIK0DVyX3Hd/SZM29m3+MpTohLzqpN4X/6lg8KIT0GQGigghdfBRRGevMNvSDGd6EA3UBMMAgIAyMD8Da9XElIlzzdc7Tx/FqdNHy1pn65ipqI3o029c8s4Pmdtxz8DkF9Cjm9vQOmYqopF6dBzbi0Syt+D2IuE6tI2dBgCYc+6lAEQ2azH809vW4O6pdffimfX3mn9HI/VYsvgmLFqwbDB2jUaweCKGh37zdWzflXuQaGluxYfe/zVMO2ee+ZqUzMI4DWgbGCM9e+qRa5E54VFtYaGGIpABBcFEH0RNA1o+9hfzvcTJ3Tj1P9chlP3bmFZA+pxhZ1uY4dAGxprWPv2bCyAzpY1ro9ROQOOS58y/Ux3Pom/DPxX9eSEllJomhKZ8FJFzb8mtd5g0gHajaSp+/8IDeHLdPfjY330Ds2ZcbL7Xn9/LaxqGeCKGX6xZiR17ni9qPdde9jksXuhemLq1zzAeIPRG7N7tXzq7jmD109/Dq479iITrcNOyOzFl0jzb60b7l5HQJsQ4N6uf/h6e3+ieIVt62S1YvFAPFIfz9U+Dz3iguevB5dh/cIvrMp/5h7ssQczwf0iotn47GsY0AUZvH6PHS3zrA0UFLwAQSCcQTGRnS07FkO7YaL7nnJlaKTIOS7VvQubETuueFvW5wWQEWKlDj5YcvAB6o1/b36d3eiyZLyCCCATCQOq0a6+n4UpRArbu+4b+Dmb1Qi9/G9FIAz6ydAVGNY3zXUfrmKlYvHCZGXxbu7brr7n9rI0eRwKKErAsZ9+XluZWXL90Rd6nr11yq0vwopjfabgHL4b2o3s8gxcAeGb9fQO4NzSySWzbtd4zeAGANc9+vypbyk1DM7LmsevHAEZvKJnJZKBm0lAzaWiaVnTbl1KpiuKbfTHEtz4IVVWzczAN3QBGSmmbfyix8wdFfc7IRgXUynqaCCkBLQ1NSyITHQ3Z247U3nuse1jR+oeagSqIFUWBogRs/wF6ENM2ZgpqQlEIANFwvevnZ89cBCCXaTECGX3/3X8DQii2jIER9ChKfgYyGmlA29ipttecGSqvQGy46zhWuGF1PNGDfQdeHqC9oZHO73prr7Chv3vQMnLu2/12t3a7kaY7Npo9j6oh5L+Iq/jux4fJrTd3oaUOPWqOiiv8gi6hV6V5zeadObGhuK0LAEoYQgKq0CCgILX7XssSw+MoupO23/FgVyMa2YzWs9+OdDoOASCRLPxbsQff1d3/iCN4MnoojdxqE/1YRsL+PbFamv2zZETFiEbqil5WUUr7jXtlW4wJlUeCfg9ghBBmy6Pg6JkQNe5PlQMp0DA8WnjbL7JcwRFQJRRVQitUHyqCgFJT4R4IIFgLAAjGT0ETKlQk9epB54zgVKHsbyRY4xuK5OrEB/YmNNhBXn8yfmpTz7nA7M3lpm3sNPYQoao5f8aigu/Pn32F5S//35/RbMPa8cPQ2XUEqx5crq9phPyW+z1fLmVudF0RbkTtX32lauvOlPHUKWrq0bAkWxWT/fhQjEZtDS2lRLD1CkTn69VvmaAChJshCgQooqYZIlTauB4uewGkTwOBWgBCH+X30ichNb09kx7hD71jN1L4Xd3Vqu5yVi/19/aGsmikAR//4J2uQUwkXIcPX/21QdgrGqlamttwzWW3uL43qmkcrl3yefPv4sopmTcQYzwRw+PPfA8rf3id2d5mKJZ55ei3/qPm8XH0/TK6QhuD1FW0jRILT1FTj6ar70dw9ExjBUN2PBPr8dMyaSihGtS0/g3Eu+5B74ufhBoKQiZjnoWcEAHIzOkKaxYEVEhAi0NpPBe18+8CakYBkFCC+qWjadqw6MnlptTrp//lH8P6uhb09Hbal+qH+ahGyg2tXEbXegCYes48fOFTD+Cpdfei49g+APqYN5cvvonZF6q6xQs/hLax0/H8xl/h8NG9aGluxdRJ87B44QdLHlzSKp6IYf3GX2P9hocRT+Sqo4fr/dpNPwYwueHQ1eRpaKkYgvX6j7+aQUyx8oIXAFqsHUqkCTLSBCMZpZ/XwTu5ueOmHzutez8QGQctrb8fGvNuROf8/+jd9X2IYB2Qcu+VJAoOR18apfFc1L3750Agqu+jpiF5+mWEW+Zl91nLxqkj54cxGNwOnTN46S/VnFpguFIUxUy9tzS34fqltxVYemRf54XnyqJqMAZ1BfRqYeuYL9klUOw93NneZcfu9Xho7Upb4GIYSfN59eOVacw3A5zefBc61n4Eyc495ruRGdeg7pKV/bd5C7fgRT25C52/XIKeP9+h763UzK7fg9vVTNqehntf/AT6XvgwoCb0dzWgZsIHUXvuFyEiZ9t6XgkpEZAKAoFGZNJdVdkbZ/ACAOmO36J3+3+g7/Cj9j2Xg33sSjXUsg6Om4pHtY5+A6reT3eoZl+MXnh6TzzN8htVbb3zqkfk9Q7z/m/kFuq5Y20MgZH/76HCul9eSq3qdn5/9+3lv1cqo+q20DVm/dsr6HDuR8exvbjvka+4Bi+tY6Zi6N33ytcvv0LzgEoJmeyGtmstwr0n0fOHL0Faxm8ZiCDGK3jpWvsxAEDyjT/Y9in3HQb/iVQ9sQFa32Go3TvR9+eP6EFM9tiGx1+DyOSbILONbAEgIEIQUgXS3ZAyXfH23YIX7fROJF/+EgKdO4D231e8DfIiiwgGq3MjGgrXek6ubZV1v9wKDaOgoepyn7RS5hXq1Z4UtFRGYAufWd31ZYvbz/xgLfdQ6wykh+oD27Zd6zzfi0bqMZKyh/0WwMhs9qVv568gUzEENA2ycx86f7kE6sncQHb9GcQUCl5ktupFpmJIvvHHftl+eXIXV9wy7ostiMkKT7gW9RfqywSUKNIiAy37caGEK9uLUCNq33WPLXjJHF6Nvudz8yqlO55F+vSOirYzmIbQgyQAexWSHEE3mdIYBWZx33+oncPhL39W5PxMgxHEVJ6FqExulnBrcOE1YFuhYMs55pbjXe89GJZVMSPnR9NPeVAJQIOW6kbsNfuoljIVQ9faj/V7EOMWvKQP/MEWvBj6a3C9cug/Mg2Z43+B6hivxS2ICZ71LtQvXpN9UqqBJgTUulZILVn2PohQI+oWrYYIjTJfyxxejcQr+T0wUjvvLns75KW45sXVKDyGUnWAIVcoFFM4yIqqlOzZhMqORfFVLNXIXBSzv/k9UnzXKp1/a67fyfpaKcctN0J7scsXWrd79Y5Bvy6s2/KugqnkfOQ+738cShmDpdhjVU4M5V+tVnxVWSnnE7D+5gp9rrjfY9UDmNxGFcReewgycSp/mX4OYtyCl+TuNTj99OfyghcAUGPtSOx6vCrbLpf1R6QmTyB16FHX5dyCGKVhGmpmfhbBTBIBTUJLn4awZE5KoTSei7r3PAkRbTVf8wpeACBz5BmoXa+Vta3BNvR6IemG5l75c96QnKl4Z0o+d6/IXfvWdi9u9h/agv2HtiCeyP8dl1oIWZe3Zb8c1QaGQjd9e1uRwvuh99wr58ldWqpNiumJZixTyrbcv1/Hsb3Yf8h9yPvSAhh9G7njmv9ZI4tiBAVGIGK85tVOMZ6IobPriOf3cTte7tWQEqlUJ1TLPdb7+1jPu+/iEKKYqk9rNsj/enJu1+234UY/jrmAKnfMAePaKa7Ho/u4M16M1RWu9sttt1DQV5VeSLYoTVMhhYCWjiG2/QGE0+4XgRHENF/9UwSygUY1eid5BS+x5wqP39C76S6EJ/8tEIjo6wkOzAzF+alYAdl3GJkj3u1LjCCm9t2/MPc3+PYbofW1I/n6zxASYWTUXkCqJd273Nq8FApeDMn996P2wm8VvyHyMBzT0bkeEMdOvoFQMIKe3k5k1AyCwRqcM34WjO/V3XMCb508ZF7zoxrHoaW51bxR5Rf+Epu2PYF9B17Gjt3rXRslzpqxCFPPmYf5s69ANNKQdwN2Yw2WhAD2vvESIBTU1zWhpakNnV0dGHvW2/XvJlW8fnCr+dlRjWOzXantoyAb6zQK+UI350hNHdrGTs02BC7unBuZlI5je5FI9Rb9OX1/Wz0CGWuhm7sHdXYdwY49z2P7rnXoOLbX9bhPmXQBxo+bhgVz3oe2sdOyE3oaPTndAgV770r9OOnnaFRTK0Y1jkEmk0I82YumhtFIpvpw+Oie7Gc1tI2Zmu1SLADoxzqeiGHHnuex7sWHze7uhraxU3H90tvMmdP1Y6ia4x0ZPSedAVRn1xEc6tiG4ycO4MVXnsSp0295Htspky7A1HMuxPkzLkbb2GlmYOlFCIG9b2wGhP7v0c2taG5shdGGR0qJRDKGU91HIaCgrrYZDXUtBddpDeQ6ju1F+7G9eGnbk57Ld3Ufc7wibcGX/m8V8UQMR46/7rkeQzRcZ2kYLAvuqyGeiGXPrf032tPXhXBNLTRNRbgmVwZJqWFU4ziMHtWW97uquJS2pRdlLhLr2/Nb1GQKDzUnUzGcWPevaL70DoRHTQdQWRBTbvAC6FmY1Im9CLfOgVbhHELFyLtZG+PlSA2JXasg04WHkXcLYmrO+1eI5tmIb/kSAAm9GW9xN7pygxcASB96DNq5t0CpnQDAfqOgkcW4YRrn13oD/cF9n3Yt7ApZfsNdlkkic4XJjt3r8fgz33d5orbbsXs9duxej6fX3YNFCz+ERQv+PlvQSQjh3YvL8NU734tEsrfo/b1o9hUu3av19X37xzfkFaRePnz1CsyfcyUA7+kZNE2zdO2W2LT1CTy0trQs9WWLPo4rLvkkrO1FrPtt/buz6wieXn8vNm19wne9+w9uwf6DW7B+wyOYMukCXL74JvM86rcyPWAyugpb73W/XHN7wULWzZRJF2D5DavM9XQc24tVDy73vN46ju3DqgeXY8VnH7WNpeKV2SvluxuMY/D0unuy4wR9ArMKjKx78lQ77v7ZzUWvHwD+dfkjOKtlAqTMv06MsvapdfcUPcloZ9cR/Oudf4PG6Gik0ykAgBIIQAkEcLzrMJZmZ7n/5Zrb8eqeF4pa58c/eEf2excua4xYYe8bm3HfI6UNaHvZoo/j8sWfAKDZgpiKq5BsPwghILLdCzP7n4KS6vP9vHJ8D07+qfLeSZUEL4aeP/zLALYJsG9HUzVoGRVqz5tQj3q3Irdyq04Kjb8K0Qu+BUAARc6dIUKNZQcvhmInmhxShmtdzSDSu3bm3za6e06WHLwAwF7HxIjxRAz3PfIV3PfIV3yDF/vnevD0unuyhVpxKfT2o3tKCl4A4NTpox7bjxUdvAD2niJe9xwh7NVWh4/uLn5HoY8cPGHcdM+qPOt21298BN/5yY0lFeCG/Qe3YNWDN+PxZ75n+072qqCcUs6rdX2GHbvXFwxeDPFEj+9kiQDw9Pr7sPKH15X13Q0dx/bhvke+gtVP/6fnMhu3lha0AcDR46/nZbSMalbjuig0e7qbRCqOt04fxqm+t3Cq7y2cjB3B8a7DAIDabBZz/8HiJyx9/Bl9xuzC1Ui5YLnU+0QkXIcFc96nr8UxvlkV60mkud7knjVId2wq6lMCQM3xfej6zcfReOnKkqqTRHagn2oELwCgxjqQfus123oGTHbMouT++0v6mFsmJjT+KgDIZmJ0Wt9hM0Ni22y2wW4lwQsAW5XXsGmZX1RdLNm5n9vG+tH47m3/i5OnOnCwfTteee2P2LH7+ZLWHE/EcPfPlqP9aPGBgJNRkOhP6/kDdlkLwvHjpuO7t/0v2o/uwfbdz2PT1t95Bih+opEGrFj+U8R6T2Dz9hfwwuY1BZd/3aM9iZVerZDLGFy75FZcu+RWvarg6F6sfvo/XQOwyxZ9HAvmvCdEfCwAACAASURBVA8tzbl2bF7tKOKJGB5a+3Xs2L3e9f3zZy7GgtlXYPy4aYgnetB+dC+eWn+vaxCyfsMjaD+6F8tvWFXwe918493mtvcf3ILnXnwYrx96peBnDJ1dRzwHaCuVESwbw+s7TZ44FwvnXoVZMy42szgdx/Zi2651WL/hV67H/vmNv8a1S251Xd/li2/C5Ytvwr4DL2P77vXYtPV3vgF0PNmTHSA095rzXFqPxagmfaLRcq7jSLhOn3Veqlj5z2vRcWw/tu/5M5594cGCn+vsOoKOY3vNqkT3jGLuC8yfc6WZfYwnYli34VeuGaTJE+fiknd+KC+rpWnSnNiy4gDGTBFqgMym5/peKr1nitG9ueX6pyHCjQD0ICbQ0IbYUzdDidsv2KAQCFYxeDH0/uVbaLrqPrN+fMBIQKa7kTlcemPiYoIYrbddD2AsN3BjeoBiG+wW3P10N3pe+Rrq53695M8OGrPm88wdS0RvVFj+5xUlYEvLjx7VhtGj2jBv1hJs2vo7PLS2uOvBr0pgVNM4xBOxojImemr/5WyVhn9D1vHjpmP8uOlYvPCDWPXgzUU9tbtpaZmBlpYZmPS2d2P06HOwJvtk6iae6MGO3esxa8Yi10AL8K7uaBs7DW1jp+FkV0fejd+oAihGPBHDqgeXe2aOrl96GxZkCxrD+HHTcf7MRfjl2q9ju8t4I/sPbsFDa1fiw1f7NwGIRhowa8YizJqxCP/3v2/Akbf8A9f7HvlyVYIXfV3ewYvXcTSO/eKFy3DXA8uL2menqefMw9Rz9KkCvv3jG32vaSNb5lXV+IVPPWBr6/Pkn36MZ19wfxCOhOtw07I7MWXSPFuWpW3sNDNI0zLx7GtTMKHtXEydNAf/9Yt/KbiPG175rRm4Sam5PhRaRx42RCMNWLxwWd51PHniXDPQdbJmgKs4nKfesj6+/edQezrKW0Uqhs41/wA1lvt8qG0BGq64G5qjOkRIrerBCwCkj2yC2rkP6PdBmkTen6nXH4BM5w+qVwy1eyd6n3s/tETuySg0/ipzAkglOgFSTUNTMxA1o802L9UIXgBAKgEk238Dme6uqECkgVZ5lO51Y50/530YP26a63tWxpOws2CaPHEuPnz1Cnz9i0/jtlsewze+9CxWfPZRTJ4413edT627F4CRbjca7Vp7f+QHNdFIA5Ysusl33U5uVWqLFy7z3c9CA44Vw1lVNqppXNHBC6AX4KUEL4ZopAHXX/01W4bHatPWJzwzOl4ueeeHfJdZt+FXJVXTAfCcS2jT1ic8g5fLFn3c9zhGIw24+cZV2QasOUYGpBgtzW1Ysrjw9dbZdTQvuHUGB9bgBQD6ek57rq9t7DSzrdKUSfPM/4zjJKUGoQQhlBCUQBhKIIypk+bhwll/W3A/rcfSuxmG+73G7YHBaxoP53evQgAjoanZ+lRFQd/mysYFkZ370PnsLUh15up7Q60XoWHpT6HU5yZSE+HGqgYvQkoo2ZtbfPv9UJO95s2vf9rFyNyjr5SQqW6k3yicqvOjxdvRt+5aexAz9j2o++uHgfDZEIreWCv89o+gbtGjFVcbWQlNRUDUoHf71yHV3JNj7hieuVmOM4FXNVyhRo0GZ3uXSLgOy2+4CzffeDfmz7nSVgi1NLfi5hvv9g0OnIWT/alQmG15nIXD+TP99xcw5v1SCg66t3DuVQXX8eqewlVs1v11O77ORpazZlxs+awoODfZQ2tXehbgi9+5zDN4MUQjDdlGle5KbWw8ZdIFBd8/8tY+14zWRbOvwGWLPo7LFn0c502/OO99Z+FueHr9va6vR8J1RQeB0UgDblpmn7ncLYARQlimA1As50Vg/NjpBbehlz3C9pDg17U5mYr77LlzygzF0mVagVBCEEoIyDaCD4RqsXjB3xVcY8exfWW1bQKADa/8zvb35IlzbcGxfvwU1+kUKg5gNFUC2cIp89ZrruOslCKkalCO7UTns5+1BzFtCxBozLXhCI6eWbXgRZEaQqpqjn6a2LMGgMj2RpKOJ7fqkFKaDXc1VUPmzdVlZ19s60135wUxgebZgKIAQv8vOGahOZs0oE8PUEnwYhDJLqRP/AVSSmRSKWRSKaiZDIodlIiGL68b6jnjzy/4uec3PmIrSFvHTMVttzxmPiV6zQNz07I7fffJmiI3Gj46GyHb56PRX/cq9JysBYm1gDLMn3OlrXBzMqqRCq3frYAB9KdWZ4GxeKGRxcgFL25BzP6DL3s2WI1G6nF5kVmoBXOuzA5N7/7dvLbhlrHyyuZY12fVOmYqvvCpB3D90ttw+eJP4PLFn8BNy+4squrK7dgZrFUpxWhpbsUiS8Dj9j2s14T1PHo1iC+G2zxKxX827xUzsHJfp8SE8ef7ZpfWbXi4pO9gcAby1sA/95tyv79UHMAIS9VO37bKMggAoCoKgkoYoVQKJ5/6lC2I8VJptVFAlUgFAraJEdWuNwBNM7MJ1Rip08m6tvSRZ6u3XpcgxnmBG99LO70T8T9fX3aPHOlM6fUeQeaYflNWAorZK43ODM7Csr6uueDy1oJJr/de5VqAODMQ0UiD6xO31eGj9tS0/hsoVGUmsut2L5TtvHoO2dfvl4Hatmtd3jg43r2SFHO7G175re291jFTLYWnc84o+/oKtUu6dsmtJRXghTJW3lVkuQKznAb/rWOm4uYbV7kGmvPnXGkWtF7BY7mZAi9GDxkgP4AZ2A4C7pm6ShmXz3yfrJw9I1hcgeIc38lsSIziOoNU9G2dP7ZAY1uBpYujKQIZmUCw+y2Euk+ge93XXCdbNFQavAgpoQaELSxVwo1mdsdaAFcrC2McM8US/AXOWqhvDxJBTUDRKhzW3BnEuPTGSB/+DRLrrssO3FDedoTLKJZKw2RzG8OlQxJVR7k90EY1jcNNy+4sqfCces68gu8X2526HMU+zMyeubjg+6/ued7W3dja/bjQdp3VRwvm6oWoc/RU5z1r09YnPAvwaKTet+rIqVAVyKt7nnc5B8K2n9YbTzFtm4xGqM7rxPqdL1/8CUyeONezHYUxQJ6b/IHe/LU0t5bU9qU/SSkxvq24DGIJawVgD9TcdHYdMbOe7j+P/BedQe6sGYvMc9uvAYw5toClvUPthctRe+E/lrvK3LqFgkwge2m/tStvAkhD+sAf0PeHr0JUkBmRQkBzRK3178315Zd5fdsrz8IYP1xpCVLCMz6L4DkfgqooEIFaBDSJACobDM4IYoSW38o9tfNOpLf/h76cTFW0HYMINqD2XQ+6dtcerqPMUmXCNbX+CwG4fukK88bllhZ3e3iYUEQD4VL0RzutWTMWlV2N5BUkuVWBLJhzpaXKyPu27tX2A8gFQaXwa6TtbKBZ6RALixYuM7MczrYlhvlzrsTNN97tmf0a3ez9oN3ZdaTkBshAru2Ldd3FDcNfTfoYKelMde7n5lqz12FLc6tv1jPXnsVtioj85fOrj6zXYL9mYLJ74zhBtRcuR0MV5jSSQjGrdGQqhu6nbrFlYmSyG73PfBHBEieSctIb7+aObMN7v4uatgW57WgSWsbaKLWizRUUPf/foZzzd+iNBiAjzVAy6YrXKdPd6P3zjbbXMic2IdP+NJDWAxshaireDgBE568yM0mA/VhJjydKGjncuisXUzc/eeJcy2i87twK82LbqhSrv9pp+aXevapavAIqZ/XRedMvLipztWP3+oLVJ35P2OVwDlRYaYFubWBru78UqHozGoAa/BoM6+PMlJa9+8Dlt+ILn3rAdq4Ha3ypjFZ5ueHlkncWbuCcC0j8z7Oz+mhU0zjf+4BTGUfYMndC9oJJH/ijLbgIT19alSDGSu3pgHp8h3lRZDp3IyNTSIaCtrYrpQrU1EMBUNMwHo1X3Yvw2y3dxTQVUktXNWrJNQjWx35wNtxtOG8lasYtQbpudFW2J6SEeto+2WLqwMNAX26gIyXUWPF2InO/aQtetNM7oXW9pjdSzqhgBmbkK/eG7ddbx/ituLWDGQ7K743k/ptxVh/5VVMZ/Lptj69yQAgA7UcLj6ljvXX73cbzAzV7Ox+vRstGN3rj9ZbmVt+s2Hd+8tGSxgMyxoexNoYdiaZMmlewusxovJ2bdNM+t5mVs/eRtRcdUNwDRQl3HL0VfyaVhprJQMtk9J3s7kDPM59Hz29vKhjEKI5MRzlEsAZCERAVXhwi24VZSAmk9AgwMu8fUdOay7xAajj1yJU49fNLoPWWN66NuSrbsNq5KcrTJzbg1O/fjd7t9pbzDeetROjsv0E6WH4ELwEEPOZ0EiKUW04AWqYHleSxIhd+B8EJV5t/p06/gvhLNyP+ylct22QAMxT1T9ahtHPtzFDk75O1V01519FgFCjGvraNneZ703evtpBm7ynjP2f1USRcZzl+bscm91qhbtt+7YnKZc1keI3QmqsuLHxurftoVB9Z123teeXWm8Z6Xfk1ru7sOoJVDy7Hpm3FTS9gbXs0ePe6/tlu7vvo/1/k0808FyjrVVpus8vHE7G86zHXiy776WoGMJrZXkNCCeRawye33gMAyJzcjZ7f2bvfGUFMKNyMkFQgKrxXSrMBWGXrUaT+xQMhvX6+9pKVqJl+TW47yW70PPpBIHYUWrIb8R0/K3tbXj0LBIDeV2+HoqlIdzyFnk2ftr0fPfeLCE64BuWSAISEb3ZKCuhzKZVxUEWwAdH5qxBquwpC6N2y0z17Edv+FWh9h6F170Tm8OrshtiN+kxRyqXkHAgMKNwWpbwsj75D+o20/8cjcivIyq9Gcj612quP/ApiYx+8ZpU27DtQ/Nw3Vv3ZUNrJaPPk186nGIXGsDHEEz14aM1KrHpwue/cQNXYp2oQQql6ZtKZUfJr6O3eeNvOOc2IvRedwb/MKGEqAUebFyGgdh1G4rVfQ4mOQiZ+EunjuxB7boUt8xKevhSi6010v/LfGOxqBCElhARURSAUHQ3ZdyI/eMkk0f27m6Ce2gNjdnD1aHHzdLhzPwnJw49DpjqhaCpkqgfa0ecQf/WbiJ6Xy1pEL7gTcQCZw48joElzTc5RiV2/a5GHWgo90BGBWiBT/MR2ItiA6F/9DIGmc83XtNM7kfzLDaixVIsld/0QoYkfgIQ0Z9elkc06h49f5sN93Izq3CcGsnC1M3oA5V5ZMOd9BWcM9s6OSMdy9uoja6PHQsfNryoHAD7/H+/yXWYwGW2eqnF9tDS34qLZVxQ1K7YxWaVz1m0rTVPL7hZeLcZQ/f1x3VsnUYxGGnyP3catTxQcENAZsBczErOboksT48QIkR1DRErEX3tYD176TkJCQBP6RI4xxwSMNQturnqbmHIokAhAQkgNWroP9df9jy140RKncOqX70H65C5okNCyFSvy+E6kDjyn/7vETILX8vHXHwQSnfp2A/pNPvXGA4i9+FHbctEL7kT43H9GpmkiAko42zsplLc+JxE+C6hpKn4/Vf+Zw811ewQvfX+5Ia9NjxZvR+b4BraA6RdD96gaqfvOrsLVr269WKpVCOQX2gNzvIzsizWT1NLc6pptMvgNagfk9z6yNnosdMyEEDjpcx6Guki4zjLcfXnZXOeAiNcu+XzBc+JkBDJeGRmjbeNg0b9b9bfvNpDrQp8ea5u2/s7zPbfqI2f7F8B9wMO8ZXyXcJAyWy2SjCH56sNAuCmvmsIIYmQyFwn2R8PeUqlCQUYAobpxqP2bb9lG8pVqCrEnPgXN0o5HQCIYaoAWaULPNmNyrFIHtMu/saRPbESme685dYEwGplJCe3Ei+jb/m+25Wumfhri7HchFoHeO6mYMWK0lGdQosUrG8gpPOtfbcFLJrYLfZs+rc+D5HIjTb/5GDSNY8JU28g9niPjizmrFPy6Kfs1ss2vPrLe9N2PmXGvKiYDM5TZe5yVX0hbAxhjPqNSx3CxBjLOhr4jsabcrbzza8xbaGqBjY4Rmt160flNwGoougpJSgktkzH/TuxZA6nGkTn1hut2knvWIHNyN5qvug8irO9cePpSqLHD6Nv8o2I3WzUBSIhwE5RgGA3XrTZnvE6p3ZC9neh5/t8hHWPNSAggeRrpjIBo70R892pEZ1zrOKH6v73qP91m+43v/W8EMknzb8US3QopkTnwK8QzKUQvuMN8veG82wEA6c4tCHX634xkuhvQNCBQZpWNsc+OcxuZ+02E3vYB8+9MbBe6X/wHBFIxKNn9d0q/uRo1bZdBaftbwNJceCjUGQ9vlRf0lc5GTd70TEzAbAN3/oxFBWeo9psbyVl9ZDR6LFR1UUq1wuSJcyEEUBOKIpVO+C7vJxppyFYN9E9moDz5E3h+4VMP4Kl19+D5jb8uaU37D27Bt398I+bPuRLXXPY5RCMNlqqWwWrM2x/bdD9/ixYuK3g9b9z6O9e2Rs7sjDObU0pVXJEBjFFI56bDTmz/mV7AF9iOenIXun77cVsQU3vhcgQaJpjVTEbPJK0fTraA3t1bGLuZPI3oou+bwQsAaIkudP7hcwiePJCfjhICMhiBlCkENYmeDd9HdMa1cM/CuE8h7qT1HYbsa9d7QhWQzjZ+dQYx8Z3/F5mu/nua0gJhBEKjIPqOAoEaaNlB7kSwAZF530Lg7L82l83EdiG26ZMIJmO+gwkmdv0A9W1/6xjiXM2mCUfGEzeRG/2GnBsIzCtQMaqR3BrmOquP3Bs9eu6B7xIXL/h7XLvkVgCD02OrFJWO8O38frXRRly75FbMnrkYTz53D14/VFqbR2P27Q9fvQKzZizKPhAYZU//DO8/kNyqcjRNxYI5VxYMYF7a9mReANPZdcQ2o7g+dcCissuBIo9sbq4OQM+uqD3F1akaQYxbdVJQCSOkiYp7J3kRkFCEpbfR4pUInfM35vuZ3iOIr/t3PXhx6/kgJRAM6+uqaYBIdCPZvrGifep7vfgeTenDqxHf8hXba5X2TipEgwBEUA9eoA9wFwg0Itg0G7WLH0dw7HsgFH3Qu0xsF7o3fgyBvuNFjYSsnt4Jra8973VO8ujOL8Ct5pZooAjfMVu8qpGc1UeljZrrfy0NlzF1DNW9b+i/gSmT5uHmG+/G8hvuKmpaA6t4ogf3PfKVvLYxA3l/M8bCSSW8Z6NOJL17opVCUQJmY14verBif9je7mjnpffOK666yHU/il7SUsD3vXR3SRvxCmJqZ38USUVCLaJXjZMIeQ9EJLJjvGhQEKg9C0j3oXaxo7eRlkbXH74ItX2je/ACvbu1CEX0f4fqIDIJ9G35ccn7am4z3Y3Mkd9DdSnIvaQPr7aNpwLoDXuDE66BgERAk1A0CVHh3Eki1AQRHoVgKtcTSWZ6INPdqJnzH7bpATKxXejecAOC8VMlTeOQ2OkdrZOTT/f3qk4ueuYEMYPbbki6Nla08srO5M19ZOnKWu0pEIbHQ0U1Bxe1r8sayJTSyBcA7nvkK1WfLLJUTY1neb5nzX5Ug19jXmfg/fzGRxyfvwqVnMuiAxh93h5RUvbFyi2IqVlwMxou9Z4ZtRAR8p5jRYFEUGZ7G6XyexupPUfR/fj1wLGtBbcRiDQg3fMWAtGzoGpJyFAUsuNlaN2HS9lT81+J138G9ByEUJMFls+XfvMx1yCm5tx/MXsnBTWJgIhAE9mxXUqkRM5GIJOCFJaxY0INiFzyeH5vo02fQTDRXfIcVOlDj7lmYQbNEC23BURRGZhq1bEXu57hUbDluA/ONrgn3W8W7XiiJ+8p3ll95NbosZrnZrid58q5f98pk+bhi59+EB++ekXBkXut4okePF6gWmUgdBwZuAbbfo15rYG3Wy+6SqcDKTqAUYJBCEWgb/vPy95YoeqkatJ7GwkEaxr03kYt9t5Gpx+7DmmXySGtlEAIMtUHTQDoeQtqXye0UBiy7mx0//mOgp91a+QLAOkDeiOx/Bmc/bkFMXm9k9J9ue0VeRMyqu/UxFEg3QMtW9+pNU5C5N0/t/c2OvUS+v5yA0Rv+UEIszD+si3OEAy4z1Glzy9TzUImf11u7QD6Y7LDQhPrjVSlViM5n2Kdny80+qsx+rcfey+lMy2AKWz+nCtx2y2P4eIFf1/U8jt2r7dVnQxsQDjw567QyLzWyTGd17HxuUoexDwDmFyKWkJqGqQmkWrf4DordCk8q5NKnMVai3cWfF9EmtDwoScRnngJAL23UaL7AE7/9mO2rtKupISSSUEL1enPa8YNou8U1NOHkD78F9u0CfpHjCkCNNd+86lDj0HrKyVzk88tiGk473ZE2q5BuiE7Q6sEEDkbighB8SpvLAWjEcBomV6oNQ16l+7aVkRn345AUy7w0/ra0b3ls5DpbmiKUvYM4Jkjv88bK4Z0xjVjDFmoqinkwhnnsgO3X6Wm0UvR0lxaF9aRYNaMiws+0Turi6x/26cO8B8B1igc/KYKOPJWdasWhiJjOhdN02zTuxQjGmnAtUtuxYrPPlrU78E5ieXAqGa1cvH8RuY1AnLndX2+zyjSxXC98vWoXS+ENVWFmklDUzPo22xp+6IPCFPWRt2CGOcs1r5zJ8nCF179Jd+AEhllLAy19ziO/+FWpI9v999BIZARAlo6BsVlF2S6D7EXvpn/umXKAOMHYkjs/IH/dovgFcQEz7oYyZDQ5zZKngACtd5VSUoIWlAfDM/WgDpYA9nwNkQuuAPB0bmJGTOxXeh+6ZMI9epBo1LBcOwy3Y3kvp+W/fmRS7/5RCMNUIwpMwAoEHk/Uj0NmxsZs6KtFtGWJhqp1/enH3pTHB7Q8UmGRmYhGmkoOAWAtfGjM+0+a8ai7DxASt7AbG6MczZh3PSCy3V2HRnEkYsHmvv0LsVoaW7FzTeuKlgNCADbfcb0KUVxQdbgBC8AfBvzvrrneddqUKMXXSX7nXdHcq7MmDskfWQT0h0vma+HVA2BCjbs2ztJet8sNdUneLn0DtRMzKVZpZpG4tkvoObk62VnDpwSux+H2l24KsUoHKqRfbFyC2JqZ34Robd9ABE1hGjgLKhaHBnLZJDWrIdMdZlBiDGVQEjVEEgnUTfvh3nBy+kN/x+U7tert/+HVuf2ZQjUtw/+HuSeBSa4jEzrlLsRVKM9R/Hfvj8awJ45haadXzWSkW53pt1zjSZLOxlTJl3gu4xzfpqB19+/xOpcwNFIA65fuqLkAfD602DcRq0PNIUa88YTPfj2j2+0vVbsDOp+PAMYfeA61TzltuxL9oPlNBa18uudVM7YMA1LfojI1NzBVHuOonvNR6B27kOgmnX4UiKx6a6iFq1W9sXKNYiZcwfUt12OVEACWtrzs0IEgWxUrwaCkELo47w42rzIdDd6t9yKmrj/OC+l0PoOI33osdx2+qFtxXDj+ySN3A1jf7Z9Sn8Ff85GpMZw/wNxkyy1PrxQVYz76LODF65ax9OYNWORbzVSPBGzzTdjnTqgVNFIg2/Vx8bsAGODM26JLPH6Kqfw0TfQcWwvHlq70nfqhkKikQbfCTpHOutv1a8xr5WzGrQSLldqNoDJZjkkRF72BQCSwQC0Klzonr2T/Br2ivzBlhre+12zzQugz21UTIPdcggAyd2/yWsL45Q+8mxVsy+2dbsFMfO+g9DE66CFa+2/cUsaUgYj0GrPhhSAoqnQ6loRebfL3Eb/ewOU09XLvFgl9rIayUkIpWABJaSGaLbQ6+w6YmlvVd1C2Vmt05JtaFtqoCmlhtYxU0r6TKkBjNtcSga37M5gJvyc58mvGumpdffYZpD264Ltx2/CvP0Ht9iuq4E0EOfF2MZjT/0nNm19As+9+HBF65vm067IsuWKtgP4P6wYQ+8XMwhhf4yhAxRuzGvlvO77pREvIKAEFEBqSOx6vOwNFKPY3kkiWANkZ5QWin0Q4fpL70D47X9r/i21dN7cRtVizGqdkRkk9nhPWgUAiX33F3y/Um5BTGTGP0O0LUG67mzzNSk1SKPaKHkcmXQntPo2yNo2RM//P64TM2rdO13nNqoGrXsn1BMbsn8N0f7MA8y4CRWc9C+pj9Pz1Lp7AOTaWlXzpuQc6tva2K6Y7Vj3qdoDpFX+PQcvgnHuu98YGs6h7Y2pA8o1f86Vvk/JRhfg6o4z5G8wqpK7uo9V9PlC17Zfo+lS+R+fbIebAT6O1uLBrzGvIX/qgH4IYJSAAggBLdaB5N61ZW+gWMX0TtL6TkBTNUAAacsYLs5qo0zvEXQ9s7xfMi8GJftf3yv3emZh1BMbLIV0/3ELYppn3YHg2Mug1uqDGomaUXq7a01CCY9FbSKDUKABtXO/idCYXH2kdVbpSnobFaNn53ez/5LmDdPZ+PlMorc3kwVHWdVHY5J4aduTjq6amtmropLjp3cBzfVIKWXIensvvP65bspZ71Cd9LKUtHtpUwfYWauE3Oamsdqxe71ZtVLOeXQuXygQ0nsEqSimQXr+CLLWKUlKK7iNdVU64Fyh9lv2Nh7eF2Dx+61/R03TzHapVsZrUmro7jlZcE3VbHdm3X+/xrxAZdWgblwCmOzBzs7y1vvSqqptzI9v7yTVOEkSwZYZAIDGK35krzZKxfDWUzch3d6/gYMm9Pmb1Fg7+rY94LpMXz+0ffHiFsQ0vuPfEG67FkB2IEKpd4lXmmYh3TAGNRd8y9Zg1xq8AJX1NiqG2r0biYMP53U/PxODmNwkcPqTjFf7iAD0ge4A4JdrbndZR35Wxq2Lfy7Yyd2A4okYHlprz3p+4PLPm/9WFL9J1vILEmd7msqVHsDoN37V9ndV9sS8VnP/larYaiF7UFtaRGadj2f+nCt9h8l/aO1Ks5Bzdj120l/XzGDE+m9rb1brZ/VCWLX97cc5gqz1HmGt8tL/X/g8WNe1yTEzcim8pn1wDtDm9ZuRUkPb2OKHKMh9N+t3l3m9lCa+7byC6+k4ttdyTnPn1+2/Yq5p6/fzyypWu92Q2/yFJrX7zQHJvlgVqk5SGsabrwVHTcWoD65Fzdvebf6eM71H0L3uqwh2tfdr4SukoTQlXAAAIABJREFUdU5loG/rz/KyMAOVfbFyHbH33C8g9PYbbK8p0TZEF96DQKNlnBdH8DIQAqkepA/+j+t7Q6F30kCy3gSikQYs8XlSBvQbsTPgMFjHubAHhu6FbWfXEax6cLmtzcXkiXMdT0v9n8oopjCzKnSZJFPVmffFyjlAmVtQ6M59R/Wh1P0tsI39Ut55MIKYm5bdWbABcTzRk70WrE/q+ftvjhOWPQnGfsUTMTz+zPdsAbZ+bDRLxiWf31g0znl1jOtY71KumK9pJUyrsnFr4SYAXjq7jnjOXm3NchVqEF1MFWvHsT22vxUlAEUJmIGL24Pe9MkXFVxnLvCy3gek63+ljJUD+GcVF8xxC3D6YyA7TaJn48BlX6y8gpjA6BkwLn4RHYVA4zn6vwHITBxdf/wiMgfW9XvmQNO7hJh/y1QsLwszkNkXK9c2MbO+Zvs7NGHpoAcvhsypHUi2/9Z/wTOAtZfK4oXLfMeaAPQnyPse+UpFaeFN257Ad35yo+3JdFTTONy07E7LUuXdZLyeUg1uPYWqFby2H92HvrjbNV3++uOJHuzzGaSslP1vGzvNtxrJOnVAecFLLtAC9ADZfm7zdRzbh5U/vC6vmtKZXTEYWZ5tu/6E7/zko1i/4RFbDypjP7zEEzFb8OzG/VrSK1WN61MIxXX2ZIMzI7j/4BbPh4BC+3rfI192fW/yxLlmlqHQCMk6/3O5Y/fz6OzKTd3jFrQ4g6RRTYWrGl/a9qTP/cK5X6LgNe18z6sx7+SJc/OqQSudDsWlGzWgqRrU04cGPPtipZ7chc6HlkA9udt8TSgCEApEIAglGIDIXqiZ46/i1C/fCxwtPLdR1bgc9MSuNea/ByP7YuUWxHgZzOAFABQtg8T++wZl20ONM/tw/dIVRY36uWP3eqz84XV4ev19RQcy8UQMm7Y9gW//+AY8tGalrfBoHTMVNy270/F0WKhQds/qOLsBu3l1z/MuM/hW7wHk2RfyG9EbT6/O411s9+E1z37fVqjkcztW3jdqv2qkSsfMyGVIct9vyqR5WH7DXb6ZmG//+EY8tHZlXvbDquPYXqx++j/xrR9dj/t//TWzbUkpMzqv2/Ar32We3/gIdu59DpqWMl/LH/288HXqxngIKKZNzP6DL+M7P/mo66SIxu/Gvm/e+1Ns4f3TX38Vp069aVtv/rpy57alubXgsTcybNbva9wPVj24HKse/Ixj3d77qmeE7L8br8a8zmyjXiVdWU9mIR1HQ1NVaGoGsT99bVADGIOoaUDz+3+KwOgZEEpAb5qjZuvmBKD1HMXptTeWNcFktTW+55uIzLwGfZu/hJRlnJPBEnrbBxCdmz9isGGwgxeDrBuPugu/g9Doi/SeUtknl2K6BFawVTzx3E/w7PP348brvo455y4epPEvsnvj0e4nnojhl2tWes5S7KZt7FSMHzcdLc1tiEbqza7G+w5syf5/M/Yf3OL62ckT57oELzr9RpV/I7Pu+/5DW9B+dC/iiR6s3/Cw71O1YdaMRZh6zjzMyo7Q6XXunensux74jOu8TVZTz7kAUyZdCAAYP3aqrRunczuapmLVg8s9j4/V+TMXmW0d5s++wuxu7n2c3NsUdBzbh2//+Ia81wF9zIxvfOlZ82996oDSnlqt7auc2+84thf3/urLOHX6qO96opF6tI2dhpbmVsQTPYgnYug4ttf1HEfCdbj5xrs9J+vr7DqCHXuez2a0vK/H/PVGMXH8uZhz7iVorGuEqmZw9llT0TomN9JwoWuns+sIVv7wOs/1G9fh+HHT0DZmKqKRBnQc24v2Y3ux8ZXflfm7cd8f43r459v/qtBXBgA0N56FyRPn4uzRk9A2dhqmTroAtdFGSCnN3ovW+8f+gy9j1YM3+67XyIg4g7cvfOoB89x5Xc/O72F176++nHfP+voXnzaPj986ixXMf0mDTMaQOvinildeDTIVQ9dvPpYNYmYCigAUfYj1TNdhnHrs7yFTQ2M0z95NdyHYVD8kghdAz8Ro6W7Uzc+vChwqwQsAyPgx9O37EZpG3wMJoU8hMVS7jgwwI92/Y/d6/HLN7Uhku1EX0nFsn+sTYiGjmsbh2iWf9xybRAgBTZNQFO/z8tS6e/DM+vKyaUbvl754t29PmVLtO7DFDN6A3I200vT19l3rsX2X3mOnpWmcGcB43Zj1AFmzZUSEEGgbOw3nTb/YNUgtNFZMsXIFnMz+rHKFXdvYafjCpx7AU+vu8WzTYdBnyt7iG2xcNPsKXL74E2hpbrUcYwEjU9fZdQTf+cmNRQe3VolkHHtefxl7Xs9l7T589QozgPE7py3Nrbho9hWemUFrL6xiRMJ1WLL4E1i8cBmEEJZzq++HEdy7Pxzpx6QYXd0n8PKO35t//8sn70dttCnb10aaAYF+jhVMmXQhPnz1Ct/qMbes06imcYiE64sOlt2CcmP6EcNFs69wBHfVub+7BDACItyAmkmXQouVP+twVYUboaW6EVQUQOi9MKQmkdh+OyBOQ+jT+kAoASCgp0SlpkIm4gO6m2qsHT0v/iOkjECmkubrIhAGgvaZhQVUAP6FkSsZgBTZ75nug8yoQEa/IJTasyECPdl1h6EefRXJnT9A+Nxb7Pt6cmNe497BIoREOnUSWuo0RLDBrNU+k+j15W5PanrXyVkzFuG2Wx7Dug2/wqatTxT1xFyMUU3jcPniT+T1DnB7avS6l+k3OcV2M3RLYRtjYzjbkMQTPTjy1j6MahqHBXPe55kJc2vgW+o4M1MmzUVttBFAfvsEI7szZdK8ojMCgH4Miw009EIBgO0ql1g49315Acx50y/GtUs+j2oxApnsX2bBY0xUuHjhh/DUunt8q/3cRMJ1mDVjkRm4GNuznktje4lkjxm8tI6ZmlfY+Tl1+qh5/Z83/WLHtet/57h+6W1YOPd92PDK77Bj9/qiHgqcRjWNw/w5V2LxwmWWa1BkAwlp/i1EobuZvtysGRe7TuNgZECs1Xf6KLbvw/hx083zaVzGuWtLP/bz51yJaKQeq5/+XlH3i1FN47Bo4TIsNtuwSLhVPzoJoeRlj51ZUaMatNpZ9bwqJDWTzqXxkbvolEBATxWV0MK77J1ShN67wBHZKYGAeRfV0hloiWOIb/xHqN07+32fipU5PRpa3+BnNQy18z6O6HnLIKJ6Dy6hKOaAdiZFyf3EBjrzke3andu8gAgo2d06c6qQCnHrBbBj93rsPbAZ+w5sKWkmYaMhXUtzK6a//UJMnug+R04pVRXO3iiVcksvV7NrfbHVU9Vevxdju3p1TKzwaMyOoKASXlVa8UQMO3Y/j2271hWsutQDt4sx7ZwLPQI4YWsfMVDDI5R6fo3fUvvRveg4ttc1oImE6/Sqm3PmYfbMxa5VY6Wem0rGS/LblvNYb9r6hPkdrfeL1jFTMX7cNMyeubhg9rWUbTmr6UY1jcNtt+i1EtW+p+dlYISimPVqQlH0KQWyKX0hAhioe3zerVNKOGsWlMhY1C1ajcTu7yO1978GZsf8qEOjOitQ34r6S7+BUOt8/TwCgJZr5GZNdyqQ0CAKVg/0K0XJnl9pOfFnWg6mNLNmLLLdcDq7juDUafdGiKOaWvNa/+s3EmnLahi9JozxIdwzQvmEyF5aQ1yxN09FUVyyPSJ7fPTbYeGCuLwcold7EXMPfHu1lMZZpWUw5vlZMPcqpNNJBLMz18cTPUim+tBYPxrBYMj1OFjvK87qESPLWH7BbRz//PVa24IU+rxblY3ztwTAbN/TNnZa1UeT9tsf892871P8Q4J+THJ/z59zZQVjsHhnkNyyos7sZaVTYBTiUoWUzXRY/i1VFZqq2l4fcELYghehKNleSQK1s/4FkbddiZ4X/xFa3+BWe0lNRcEZGgZAaNKlaLzk61CizfoxgvFT0bMv5rHTso37FGXw9tg8r8L2M6nmjfpMYGRVrKxPTvlPn9bup7LCJyM9+LXfXIu72VrbCljX57acEAHXp+hqZSX08TU0IDunjLEt57HRdzmXNrcu2x+s2TBN06AnNSr/fRiBhLWgtP7upJQIhcLZYFagrrYJdbVNlv3S98PZpsfotu11TsobTTl3DPQgxth3xQwsje+U/UTJ27CKRhrKGDG29AEGrdeR/T23DKiAEXDqx1ArGLTljpdiO+alZsFKvRc7u7vneh9V/57uuMI8LixRuB/4YBDZqQ4MStO5aHjPbxAc995B3KvBV/euL6NpyQ8hwo1514tQhHmDMf8uMGbCYGL8kuN/A/Eq8L2Cl1x7En0QMGcBXe414T4kvNdN1tjHUqqr3JarflbC/m/3bqtu+2FUfZVTkLmv15p1MaaaqM6tWNqCF2dXWWvXZOMcue+7krefRg/CYs9Lblnvgjj/uCguI0MXHhHZ2qC4lP0rTFiu49LXZ/8NKAWPnRGwWY+TkS31Wrd9wDtZ0b4WI56I2aodW8dMNTOL/bFJRwbGuOnZLwIhBEI1NVX64ZTDPtqjEIr7k1ioEfXv+hHi225Hcr/78P4jlaipR+OSHyLUOl//W1EsP/xcY0ERLPSkXY0rrPImuMaTHem8Uv2APTtg/Ca8ghd7et94ms8tl3uaLb0QBoyC3mi4mAtcck/IucLX/emymEyQEYBbqxOqfa0Y6xc+97xczxpjv8vNLkiZOxd6lZxx3qzBDcz9qpx+boyeSXr1vHVbucaoftuznjNrT6dC23au0toA1bquwtvPv4YKZePyG8rr588aeLmvN1f+6P+zl0WVsn8/7+OmByGKeb5yx9H7+CiKYu6z/n8jM2avvnIe48K9p4xl8l9zNkY+v8g5ocqV3wbGEpHnv1f17Rcpf3+MOnzrQTFnwJ19GwLN56Fv85cGdC8Hi6ipR/P770dg9EyIgDXV6oy0B+IEDsfAY2hlF9243eCd3H4T7tUfXp+1b69UxQQfXtv37oVVeLn+uSd5Hz+rXI8T4XitdM7PuZ3Lajcy99vXcjMKlW63su0Xf4yKveasQaMRiA/GfS53LVp/R/7ZWWNZt+ye56eKOjb5982n199r+9s+CGP1j9vQrD8oWn5a0VAz8QOovfBbA71DA84avADZQf40zTXtSmcCnvOB1Z/Hm+dyaBqO56X/93nT1idsQyno1UdTzdF6+6OXp2sj3pGiZuIHAGDEZmJETT1aPvxMtr1LrofE8PyBERHR0FQ4exJPxPKyL5e880MAcu3tnO2sqmGYZ2D81Uz8AGrnfxcI9VdXuMFhZF6M4EVR9MH9BGD2PCIiIqqEMZN4od5Ljz/zfVv2RR/Y0Og+nZvZutpGfAADADUTroYy+YPIRJoHe1eqpnHJD/U2L4reNkJTs9VGAe+eE0REROXI9Wiyz6u1Y/d6bNr6hG3ZWTMW9eP4OTkjLoDxanTX+I6vIjBuMbR+Hd11YNRe9Bmzt5GS7Qo9lLtEExHR8BZPxBBPxMxABtAnjXSbb8moPrLqjzaZI7INjDOIMXonNZ//fxDrPgSts/h5ToaaUOtFqF/wWUhNn9ZBIjsmQsHu0UREROXpOLYXqx5cDkDPrrQ0t6GzqyMv8wLo05W4T7XARrxl0cdZUCGCDaif+x/o/uP7B3uXyhJoaEPzlfrM0nrWBajeuBBnHsHGzkREnoyBAZ987h5zAk63oMXqikvyZ5PvrzLqjKtzUJrORWTmZwd7N8rSfOUqvdGuRbnjThAgh8H4L0REg8UIPIqdMXzyxLmuUzAwgKmi8NSPQakdP9i7UZK6+Z8xx3qxGojZXYmI6MwkhMDCue8ratkPXH6r11qqt0MWZ0wAYxsmO9SIumE0yF2goQ21s290fY+9jYiIqD9NmTQPrWOmFlxm6WWfM9u+WOepqmyi2MLOmADGKXDWQgRGLxjs3ShK3fzP5lUdGViFRCMFg3GioWtBgSzMRbOvwOKFyyyviOyEm/3bueSMLv1q3/G5wd4FX6HWixCZeQ2A3MzB1v846i4NXbnZge3/aZb/2/9zm6SViAaP8VyxYM6VmPz/2rv36Kiu+9DjvxmBJfEUwgE9XKAgAYkxYGxD2i4k56Y1YGcZSJpQ49akNqnbGl/b6Uri3mVys2rSxk0b4/rR2wachN4ag28M5toYOU+JW9cSMZhHYkCoRa4lIQeEQIIZEJq5f5w5c/Y5c14jjWbOSN/PWl5GM2fO2XPmPH5n79/ee9rClPfvqLlf1q7cmJxJe6iDFtWI6IXkRK+F6T/XlOuiOBq3RE84HtgMwUC2mGewjXvUqFDbAuQH7VwtLhovG9a9IO2dzRKJ9oiISMXU6uSAdUPRTdrLiAlgnC6mYz7xiPTsvzfLpfGnYPIcGV2hN3N5T28O5I4xVPhgEssZEgAIllAoZLp/2o3xkqtUhhF/NwxyLszYBV9M/jscLiB4QWBlKn0lHicXBggW74cKbcLG7J+3I6YGRhMSu51cVP3HcilgzUih68Ylc18w1HjqHwqRaI8cO7lfmk8fTE701tJ6SEpLymXSxDIpLSmX6hmLZN7spcq8Kfr5yW8CBIFWKxoK5IPFiApgtOm8C1ISBUeX/56ERo2X+LWeHJUsVWrw4j6dOZBbxsWtq7tD9jVsdRyxs6u7Q7q6O6Sl9VBymdsW3CnLax6Q0pJy0S6WMQnyKNPaxdzpgp5a7ng87vhdYrGYTRV8PPG6kRCZus3g7h8ML6GQNmmwynwfzU2O5ogJYNQLgfZvo1eEiMjoit+Tqx+8mqPSpRrz8c+Z/na7AALZZDyJxS1/izQd3ms7uZuXA4f3yoHDe6VmyRdk9R2PKusPBaLpVA8e/D2FxhNNaiE5f/GMXDe6WC72nJW2MyeksnyOiIic/vColJZUSHHhWBk3ZlIycFPXIaLfJOxrjvXt6PuH6wOyKZu9jZyMmAAmlf70onXpLKr648AEMAXjK1JG3eXihCDQu0Db2Ve/ReoaXkx5vWbx5+WmubVSNX2RRKI90tbZLG/+fIv8xwfvpSzb0LhTKqfOlsUL7kxsL67NYxYK5+wcSKd9//yFTvmv9l9J8+l3pfPsaTl1+qDv7cyafrOUlpRLaUmFVM24WSZNKEsENu7b1pOmQ6Hc31CAbBrBAYxZeOLHJTymUmKX23JdFHJfkHeOnmiwDV5W3fGIaYCr4qLxUjV9kTy87gXZVfe0NDS94nMLuWxCdQ8gTp0+KAeOvCnHTjQku5cOREvrIWlpPSQiInX1xuufW/6oVJTNlt/8jdQxOICRbMQHMOrT5Ojy35UrLT/IYWk011UusXmVGhgEQWpzRiTaI7vfeiZlyUkTyyyjc5qtXvaYHD2xX85fOGN6/aY5Sx22GyyHjr0lb/zsn5IJykPlh/s2i4hIzZIvyLKaB5SEZ2BkG/EBjGrUxz6Z8wAmdN04ZewXIFjseiTUN+6wvYlXTb/Zc321S9aYgp/yKVUpN+hcNh/ZjWnjJ3CZNLFMZk2/Wapn3CKlJWW2M/RGoj3S3tksH55pllOnD0pL60GJXrnkuM6Gxp1y6vRBeei+5wliACGAEfWJsmDiJ3JbFBEZZTPjNBAs5lqYA0fetF2qasYtyeWtvWz0XJrqGeYbe/UMI+jRg6VsBi9q7yc1yV9E5KNzH8i/vPp1aTtz0vHzt85fIUsW3mUKWPTyG+sKSSgkMqZ4gsyavkhmTV8ktUvWSCTaI02H90pd/RbHQKa985TUN+6Q5bXrB/1dgXw34gOYcDic7A4WHlOZ8+7U191g1L4YF/3gVZ8PJyRIp8u4qbd3NtvXRMTjSlNQag6JHiBYR/WsmnFrzns36EGMGrwcOLJXdtc945jjMnPaQlm7cmMi6da+h4bdYaa9pnWZLi4aL7VL1sjiBXfK1h1fs01ythMKBaOnFpBtHPVivoGFJ348hyURGX29un3mPxpKIfbtoB05Xm/7eunECqWZw30/l0+pSv67anowElXV4GX7nm/K9tc22QYvRYVjZeUdj8iGdS8kg5f0A2Lzea7POXPr/BX+Pk3wghGKI99i9MfsEmizp2DCDTndPuBF7UXd7NBNuPC6YhHRbq5286SoAUJx0TgR0WoxiovGD2oupcGwNhmJaMHLgcNv2C5fVDhWNqx7ISVReSABhd0+Wr3sUVNwp1PzXwheMJKN+KPfOq5FQUlu82AKJs9NTksOBJNxvng1c/gJRm7/5B/IqjsekfVrnhKR3DXpWcvqJ3ixm9guza1KLBZLjDVjCIVCUlw0Xj67/NGUT9xQpm5TD7qCN8w7MNRGfA6M9YkrPHpCjkqioz0bQWaeMsDXJ2xGkVZnuL1pTo3n8tnmFryIiKxduTEDwYvO2KdqPks83i+zpi+SmdMWugaK2kNYMEZGBbKJO2WAjC6/1TbRDwgKNd7vuuAcwPRc6kr+2z4Yce5dlIsAXn2QefvdXa7Byx0198s8S9BlWVsaWw4lu4mbZ5w31rFk4WdMn6iacWvqWrhwYAQa8TUwVqExuc1B0Z4+c1oE5DG9KSIcHpoE8FDICGK6us84Ljd+bKmPdaVOEJcLajNyV3e7vPHT/+W4rDo4X6Z6/+jdxc1lMgKYeSkD+8UlHC5I1lQFYR/CoE3CObI7YBjXIeP8MKa8yNwDCgGMRXhMZa6LAPhif6HUJwE0xhyxSxAdOGNbXd3tGVxv9tnN6/S9V/6H63QAy2vXJ5Noh7bWwxhrR03aLSocm5jAcWTVuuhd2xN/JYK33A1w6MY433I5/UUuaTlZdjOya//vz1jwTwCDES9/LzFxicXiptmI1dwSfZlMC4XCafUUisdjgcvrsutxdOT9n7kOUldUONZUGxKLxRMBZOapNV0iIjfO1ra7ZOFdgbxpDz19MED1uAtWgKAdU6nnxcjLTTI6oThN/qpP0qoFewP/DQlgAilYJyaCR+21Ylw0w4ngwrgw5KpLsip4N1z7G82eHz/n+qnbFtxpGtsmszVbVuZ99kCih5ZIEPfn0IjFYnnTPOY2S3sQktKzJy7xuL/ehyJ6LfLAAzwCGCAv2T3VxJJP7drFP5zxmg+7mgs7V/siyl/Bunjblf/I+z/z7FWlJtNm44ak1qap/86HG6IefJiTkq1ltn9QU2syvA81fR12CwZ3H+XDbzgwIYnH+7O2NQIYi9jltlwXAbBlvehFoj3S/tEpaTvTLJFob/L1yjJtQsRZ025O5EuY25sHl0znb8yRs+eN80i7mdnfqPR15bqa3av2pahwrKnbdHYCmLCYcwn0G7tx47eOAWP83iHRn4a1j/svr7FOo6eYtVnSOBaN943txC3r0r9P3BKQGNsxfyfj6V0/xiPRHmk7cyr5etWMm6W4cLzcUD7bpeOD9Tg19onxnnnb9nkbbsd7SPl/XLq6O6T9o+ZkWSvLqmTWtJuluGhCyu9g7Jt4yvqMgFWdPyu9Y8542Egtv157qNfkDjQnxaglSy1fe2ezdF3oMP1uIubrk0jIlPCrNTf7T4AmgLGIX/4wZ9selgE50qJfdPSnV+3kNi5AlyM9cuDIm3L0eL20tB7yXN+8OTVSNWOR3DZ/hRQXTRDzzSUxB5hD8KDPERYKheTc+XY5dnK/RKK9yZFzG5p2Om43FA7L1p2Pyw1ls5PLq0GWiEjF1KrkGDD6DTEX+TL/1f6+Z+2LOXjJXvnUm4L273Cipq1fGpp2puxTO7fNX2Ga5sCr/PF4TNo7m+Xoif1plXVZzf0iEpf6xh1y7ESDiIhUllUnjrtUbWdOSiTaI6uXPZrYv+a5p5ree8PxGK9LzGBRXDROPvPpP5P5c/+bFBeNl4KCApuaK71mUg1WtPcj0Yty4MibvvajrnJqldKNXksuPnaiQeobdziWt2bJF2TVHY8mt9vV3eE4CaqdWdMXStX0RbaJy2qNVSTak/b3uWnO0sT+T+/c069NekB47nyHHDu5Xxrfe13aO095fFoza/rNMn9urcybvTR5jOoJ2iLeDwojPoBJNyFxKF1t/0WuizCiBC1g1AMGEUm0Ixt/R6I90tD0ijQ0vpzWxenYiQY5dqJB6uq3SM2SP5CaxZ839WrxIx6Py999d11a21W37WTmtIVKABNTns6zW73+7rG3PJepmqHOLj2UpXGn3ZC1p9vddZt9faah8WX5iy/9QEpLyhM3dvcbVSgUkhd3Pu57oEKdFsCIvPbWM8nX/ATZr+57WjaseyGx/EHZVbfZ9w0wEu2VV974trz+k3+UT//OH8mnfuteKSgYlfweVkbNg3awvbjzcV9ltPrOxrdFRKSnp1NefuPb8n7zv7su39C4UxYvuCsZCD//LxvS3r8bH/6hXF9qN8yHEfg1Hd4ru5X978e5822yduVGj6W0wE+vTVVrdrq6O2Rfw1Y5cHhvWtsV0Y6PltZDsqtus9Qs+YKsvkMbedqoJXavmQ1W14AcsB7k17rfz1FJMJK5BdEtrQfl77/7Ramr3+IYRJSWlEtlmfPIsJFor9TVb5FNz35OWlrt5y+yMjdXpRe8+DHGIZDKdm6AW5Clu6FsdhZK4l9R4TiZOc3fxJeRaK/UN76c/Nsrhykej0vhdWNl5rSFMnPaQikqHOu6/KSJZbLyjkdERLuZzZy2UCZNLPNVNtWBw3vl+W0bfAcvqki0V17/yT/Kpmc/J21nTtrUXGnUmhkRrQbgxtlLfe9Lqx+/vd0zeDHKaHTPvxy5mPY+chs4UpXu/j/nEUjFYv2J6S76xdyMqQVMf/fddY7BS1GhcRx5HUsNjTtlX/0W3+UWoQYmRbzvQk6333/uuIQ/ltv5mEaOxIUtEFUx9omIDU07HZ+0i4vGyeplj8lNc2tNtSqnTr8r++q3yCmbiRYj0V55ftsGWbXsUalZ/AX3EiV6NImIzJu9VC5bxkfxmgdp0sQyxwvp5JJyuf2Tf2Czzez+Fue62309CevNYCJ6nslQlspdOFwgpSXlyVqL+sYdploPO7848qasXvZY8m/npjrtGPzKg9tMr+6qe1r2N71ieq18SpWw0x/+AAAgAElEQVTcu8o8pYJarki0R46d2C+76p6W6JVLjmW7cvWS43FeWlIuFVOrpbJstrSdOSktrQddg+nzFzrluR/8uWxY94JUJoPOkITD5uEF9DyhFbf/ienhYV/9Fnmr4UXH9YtIMthpaT2Ysk/8+puv/ij576bDez33kVZmp/oG49pRu2RNcqDFru4O2VW3WY6dTK8p0K+mw3tl+55Ntu+VT6mSFbevT5kmRETkVOtBeXXfZun4KDVQbT59UJbX+i8DAYxFrmtg+i9+KKOu/0Qw7qnDXnAmwNObBlTb92xyfLKpLKuWDev+0bY5qGrGLbJhxi3S9N7r8tJrT9p+fnfdZmk7c1I+u/zLLk1KRoHUbry6l3dvksajztXGa1c+IVXTFzm+bycbAYy6n9s7W3x9ZpbyPXLdg8Rag6LfsNyCmEi0V46daEjmbjgHYXZjCYntMfLAmqeSeQt2iovGy20L7pTKsmr5u39e57hc25lmaTtjDl5umlsry2vXK0GIoem912VX3dOOgUwk2ivP/eDP5SsPbpPSkgrjm/n4zZbXrpdItMczMIlEe2T7nm96rs+PxQvulBvKquXbLvvIjXXMIF1pSbk8sOYp2brjaxkPYto7mx2Dl5nTFsrDiSDWTtX0RfLVB7fJS6896ZEH5P17jfgmJKtc90LqO/t+Ih/AnLyJkaW+cYdj8KI95doHL6rFCz8jy2//kuP7Bw7vlb0/+yeJxfqT41io3aT1i6LThf/663/Dxzcx1hEOhyUcLkj8pycjWtc9tIGB9bxq73QeuM5lLRkrz0DYNTfWLlnj2Wxw5Hi9uhbH5eye9NvONJv+vlVJDPZSMbU6rSaatau+Lg+s+Vvb4EVEO66/8uC/eDaZbt3xNV/b02tj9ON8/lzvKoB99VvSzmGZ5RLMV0ytlnmzrVNG+OPVJLji9vUZWY/qVZf8q/U2Dzt21q7cmPKd1ZnW/TwjEMAo4n0XJXYxtzUwVz9s0soSjyfbHdVByzBcqTfVZten6bWrvu47EXd57XpTAqrV/qZXpKX1YLIng/Ff3DTBYGrgIXKh+yNfZTDGo1GvSKHEetV1D31Xar0s+ndo72z2+IRWHW6Vy8R/dX8Z+y0kNYmaGCe/THkKdx54TRWJ9qR8Vm3+M5fF+D3VQMjtGFStXfV1WbzgLs/lSksqEkH8OMdl2s40y6v7vuO6Hn1KBvU/t0BDRGs6tdbQzJy2UO7/wrfkOxvflu9sfFseuu852+PGjVtA5sZ8fqaeS5mbNV3T3tnsmPg8b/bStDoJrF72qCkvJt0OBiM+gFFP1mtnG3NYkkQZzp2wedXf4GHIX+rP69TsIyKyeOFdaTfLePUwsK8KdzrejG64V65GHJaxfCJgzaFqV2I/ycl2N8kgnY96j5DFC+50XU5vRjI+57hG01/HLN2pJ00ss9wUU8cxEUm/OXD57V/yFbzoiovGywNr/tZ1mYbGnWnO2ZX+wXpHzf2yYd0LMm9OTbJWcdb0RXLvKq+ePWZ+g7xcM9fkmaUbhJWWlJvyZNRaNz/n2IgPYNST79qv38lhOTTxqz3Sf+643TtZLwuySft9Dxze69oLo/aT96S95tKSClm80PnG0NXdkdJcFaD785AZLiOh6t+juGi83Dp/heuyje+9kfb61R5MIuJZ0zMQxUXjkrk86aiacYvU2iSDq3b57G6uSa9m7db5K2R5rdZEY9TsaSeP2nSWbm1MkFjPk3Sbzryo1ya3GjU7BDCKvl835boIIiIS/Y8feS+EYUPNO6lr2Oq4XNWMRVI5wOpg/SLrJHW7wz+CGY5Ns0tcAlURrRnJbbZtjTrjeEdKQG3Xs8ROOrVU1p506fAKfI4eb0ijFsZ/UDtpYpmsXvZoMr9Lv8+rzaxrV26Ue+5+Qjasez5lO0MfQA/N+t26XZ8awJg6Ttc0P/tnxAcw+jkWhPwX3ZX//Gmui4As0vMpjp1ocH26WazMxZOu0pIK1+rdru4OX+OhIJiMcU0WeSbz6k1Cznk8RuBx1HJM3KiMmOotvQBmoLxqGEVEfv7Oy67vW3mNfSOiPRSMKZ7gMDJuPFG2csskoJpweOgDmKFafbVLU1dL6yE55XOcKZ2+b8qnVJmCGT+jAo+oAEZPjNVPLHU0wautr+auYBbXzh6X/ovMyTTSuLUtiwy+jdwrAPLa/nCT6/mXMsu4W3k18ai/s9HzTEve1nqkKUP6HzY3Odn30LG/U6ZTAzPQ2hedVwBkzePx4pX4Omlimdy24E6xC9LUHk3OtSD+5/sJGq/f6sWdj/tKjlc9vfFt+eqD26S4aHyy84AfIyiAMUYQ1Hv3qE8gV1p/mLui2YieCE5ANdyFAnIhSe0lYigtKZfSiX6ffO15Jf+6bX+4UeeP8ZIPqTLq07xXMu8vT+5P1vSpvc6sAYe1+aiocGziph08Xsd2V3eHr2Ykv7Ui8+bo3X/thgEIKT2D3HsIDeW8Wup3GcjIyE7camBEEuPwbHsopfbOjt3+SWefjJgAxq29O3a5LTDNR7ro8ddMfwep18Pwkfs7k35ctnc2u/aIyUQPhUplYkU7kWhv2k9O+SqdbtDnL3SmvBbkBGA/ybx+bi7WZeb5zH3JheKi8Z49YE6dTj8/w0n1jFtERCyBX/rHhJ4/M9RKSzIXwPgZ1ycS7ZUXdz4uu97a7JpzNdg8tBETwLiJvp/e5FfZ0N/TJlf/88e5LgaGkD63iEjqQGFW6oiig+E0OJiu2Wb6gYEabI1RNvgZI8MuLynbM2b7oZbJK5nX2jTkZxmndQbl4cqraeNcBhN57buRD2w/BGT3ObIL1u2mAbHT0LhTnnz2c1LX8KJjIDOY4yd4Z+EQcWpTi/ddlKsfBLO55tJh83wkQblQYPCsNQD+L66D4xXAePdQ8c9/smf26Td7v9021SAmG0/MA6HeZ7ySeds7T7kmjLd3NpuajyZNLLMM8BZSAqbBX5cGmwMjonWpdtN2xt+oy34q18zHdlBr4zJTLn3mbtVNc2p8jxwcifbKvvotjoHMYAaFDOaZOETsgpgrp76Xg5L409d+QPraja7dQa62RnqswajdxIuqTA1y5XWjMGqCRsax9omq3/a13PnETMCpIwoHh/X5xiuZ1zq+i6rxvddNf+u5L9YRmdPNWciloZhRXWTw1+VsXNajVwbz3e0D1LUrn0hrfBu3QGagTUn5ceRliPWmEe+7KFdafpCj0vjT2/Rc8t/WuWqQn3L5+3nViugXleEfLBvdXP3Qm9aCPEeZ9bjyTub9f77fM0bI9f/d0zmGMlnzh1RtZ5wHx/TiFKAWF42Xh9c9n9Y8VyLmQKahaWfi1Xhy2hytN5y/gGaEBTDmnRI5sknifRdzVBp/1FoYda4a7cfuz3HpMDDaTUCtEey+mJooOhSC3KyTLepDwNgxJb72iVpDZlelHgypM0i7JfNqvYxSc6/aO5tNzUvlU6qUfeQ/KAlybZW7oQnS8pVa06b/W792aUHMC7Lqjkd8jZ2jikR7ZVfdZnny2c8px6F+bsZ93d9GTABjDV5il9sCm/tidXH/3zi+l8tJ5TBwQz0892CoI4kOR9ZzxmvyPhFtAj9lDRLUWhgrr2ReuwHerM1HfhM27YTDxjQHw4W5xsF6ngTpuMhsWdQ5xKxql6yRr//3V2VZzf1pBzJd3R3y7X9eJ02W6Uz8GDEBjNWld7+a6yL41n/uuFy2JPTqaE7KgKzfrNMfxCpbVeylJeUSiw3vZkrrRfjGan95MOaJEPNj/3gl89qN/fOLI2+a/jbGPBm4Gzy6OGcjwMlkV2JDcB8gh/oQtT7kFBeNl+W16+Urf7JNbvPoxm9n+55NaQcxIzKA6ev4kfQHYObpdFw68Byj8w4T6oRvOq+Bpnovnc3Itr1qerSmAv+DvOUn877/uM9EXusItvnCLZnXOkP1sRMNpmTXW+evSAYXQ1krN9A5vlReA9VlaigCs8HvE7+Hkt9eVMqa0y5LOpyOh9KSclm7cqNsfPiHvnsq6Xa/tTmt2ugRE8DoF5x430W5/O7Xclya9MWv9sjFn/6l07tZLQsGz3rR8gxges9JLHZl0Nv1ujgMp6p+v0aPLpSb5noP0vaLI28GOtlU7SGk8krmVWeotk4noU4dEPRmRa9je/KQBDCZoF0MvEYTTrcX1VAH2V7rLy0plwfWPCUP3fec795KeoKvyIidzFGf18OoBld39KUjfxX4xF0nfe0H5NKBZ1Ne1zO38+mpcKSz3mS8AoeLl7oyVgvjxquqf3jQ56oxLpC3zFvm65P1jTuS/zafb+Z51jJBn7st/fPa3L3ZK5lXn6E6Eu0xNR9NmlhmGX03vwOYoCaw+/19J00sMw1+6ddQ5Nelc1xWTV8kX31wm9xz9xO+pjQ4dlKfbNR73cMugNF3rHlyMq06/OIv/1qufPi6xxqC7dKBF0xjw+j072x0RSOY8RKUOZBEvMd5+eXJt6Wvv08Ge4M8dfpd1/f9jEzrV1BrK/RkRC2I1I6B+R//lK8bnHqDVx8a9OAlc+edMXeb2uswnW7c6qR4Xsm8x07sT5nwUM19CergfbrIlV7XG3VR4VipmOp/zBL/Bvd7p3O86Dk8xmf8HW9dFzITwOjH4ECCKBGtJvArf/IDX9MQaDNaeyfLB/uoHACnaqcrp1+SvtM/lILYtSyXKPO6926Q/nPHXZYY7jkMw49XzUdXd6eMKiiSWOzqoLbj1o5ePqVKqQkafHDXlgfzKqnXi7t/d4Pn8l3dHXJASTTUH5T02o6hGtTtxZ2Py/PbHpJddU8PaNAvr2TeuoatKQPbLUnMXq4FQcEJ9u14Bebz5tRIcdGELJUmHf4DAXMTUjxZ8+7Fa5oSPzIVmOvdrr2CmFPJcZdGWABjp/9so0QOfV0Krl7IdVEyIn61Ry785C8lfiU/m8Jg0J+QZ01f5Nn98IP2ExIOFw54W10XOlzb0dU8kKDnO2SSHnT4rYXZbZmgLh6PSyjkPF1JJhw70SAtrYekoXGn98IO3JJ5rTNPl0+pymht3FA7asndsdJqoPzehN1vi4Mb1dYsncBAffhIZyyiJh/zXnnJdI3++jVP+epu7bXZYRfAWHd07ML70vvOn+WoNEPn2tnjcv61dQQxw8htHsmWXtMNePH6vJqwmUlBbs3UmpOMppY/XP1Xnp/RB+BSZX5wOyOAbGk1/27nB9gk4JXMa1pWaXLSmq6G9kccTG1d5EqvawAzc9pCmTV9ke+g3KtWQw30ckEf6M1jKRFJDUwHsdXkv1567Ul57MnfNuWDpau4aLzc5GN2c6+fbNgFMKrYhfelZ/+9eZu06+Xa2ePStZsgZrByXdeg5xfoVfZOvJ4yvdS/s93xvZnTFvp+4k7/ZhbgCMZixg03ym0L3PNFRLRcmAOmMSsyPbidsS5rz6DzFwY2arNXMq/KGuwMdZP0YPKljh6vd61ZXHH7ehHx9x3S/56ZvXq41Uo4NQXZlVlvZsxE7Yv1uD6QyAMbbI6b28Syfru8D4MAJm5KYE2+2ndRet/5s2EbvOhi55yDGDWxkDmUgkzrEVMxtdq1bbiru0OOnhhYENN1ocO1LdwaPDkdK/q5lo58O+5+/86v+G5KUofiz0QvJDURX0RSegaJDK6pyiuZV0TkxtlLLb3iQkPaPDZY+37+Xcf3bpy9VBlp2f12px3bmShR3PKf23Jmbg8RLR8csl9LSqG1v9s7m6Wu4UXXkvopk9P5m4ncGid6TqBXrVleBzDq5E/qTr7c8aaca1gtscsf5rB02RKXeHerdL/2RZsgJq7sH+M/BI8+5Ppnlz/mupzbxXqgnyufUmVpvnK+aKjHT3EaQ4bHYrHkf0E/BkePuk4evHezZ9f2SLRXnt/2UEoQY/1+djcA6zXL6DFpXnb3W8+k1C5MLqkw9a70ovYg8krmFTE3JdqNKzMUBvo0v69+i2Pvo6LCsbJ25RMiojcVOq9n4A94IeWzTp/3v95ql96IRu+cVHrPU/0cExH519ee9L1dnd33UPeLeqy3fzS4pimnDgWTJpb5rg3O2wDG6WC7dPpfpedX35KCng+yXKLciEtIQuGw9P/6V3J+x2q5ZtPF2rR8nj0Njxza1bViarUsXfx5x6XazjSn9Bbx0tbZLE3vOVclf3b5o6a/tRuWMYaSufukoXjcRNftmnNujCfSfDgGP1b6G/LIH/+z7yBGzVMx9pkxjIMenJj/HVeWSd0nBw7vtTRTaXovXzBtx4t11W7JvEWFYz1zsYbCQJ7m2zqbXQPztSs3+hqY0S548ZpcVQ+41DHHMjEFh1cemvN5bHS7FxF5ac+mAeW+qLX1dsfWZSXQ7OrucAyovESiPcnxXqxqTcfnMKuBUfvAm17vuyiRI5uk79D/lMKLbRLKg4tkpvT3XZJ4KCSxyx9J96775PKB53NdJKTNOF6X1653Hbly176n00p63LXvO47vLV38ectkhiHL/50NvAo511lH/ky5fnoaQcwGqWt40VKTYH2StY7P5PzU3tC0U7bv2WT7XkwZCsJP0461psYtmVcduC6bY7/Uv7NdImn07olc6ZXnvv+nju/fc/cTMm9OTbIJwqkpwqnmxWvwN7tZvAdK/Q29mpEPHHnTc9sv7dlkCny9evt0WGpS1GZiaxDT1X3G9Lc1md2vl/Z80zZvqXxKlSWAcZdXAYx5cDrjoOvr+JFcrLtdrrR8P4ely624iMRjfRIac71cbnpWzr+8SvrPvu+yNFS5rhVQt19cNF7uXbXR9cLz3Pf/1FcQ89Jrf+XY++jW+Stk9TJrk5VWDv3m5XThd3uC0h1V5tixbiNoOVlOZZly/XT58vrvuSYc6urqt8jff/eLcuBI+rPq6rq6O+TFnY/L7gHeGFKlfi+3ZF5t5ulQ1sd+iUR7XQNtVVtnszz3/T91TNy95+4nkrVIWg8zu++h5buYf3dtuWOOx62h0aEmRM+jMY8C77Qf7XOL9KRjJ89te0haPviFxOPmMc0i0R7ZuvPxlFq7B9Y85bq+SLTX5Vw1s8431d55Sl5yCLSdvLRnk+M+/sNVG9NaV8E3vvGNb6T1iRzQxllInQAvdrlNLr37Nbly/B9EMjBPTCbELodFYtk58UPxuBRduybxUEgkJBIunCTxSJeIiMQjZ+VK814JjSqS0WULUj87gsb5cNLSekhOtR6SRTf+nkz92IxcF0fU43v8uMny8arfkoPHfiTX+vtSlrx27aocOvaWTBh/ve3NtetCh2zd8VU5etz+QqEFL4/K6FF248qEkseHXZ6FfqE8f+FMynuqnktdErnSIzMqb7TZjjZ2SrCOQ23/h0JhU77EmOLxsnjBndLd82vPp199csSGph3y0blWCYVERhVc51qL09XdIcdO7pe6+q3yf/Z+Wz461+q6jU//zh8pEyx6PYOGbIOzMcXjU250kyaWyWc+/eeJ75+53yUej8v5Cx22zWGqtjPNcvREvUwYP1mmXp96Pkau9MpP/m2bvPL6t1JqAvTyP7DmW6ZaJOuUEUaZ7IPWSLRHdr/1jOex3d55SiQUksqpVbbHtraNuGm0ZzdqWUpLyqWru92xCejataty5PjP5HL0gvRduyqtbb+UpsNvyPY930w5Pu+5+wm5aU6N1DVsdd3+8ZZ3ZML4yVI6sczhmqA51XpQWlrNycTtnc1y4MhemTypXKZMnu76WS14sX/wuefuJ2TurE+aXvM6vkPxID0G2dCrXbUvYjy1RY8/K1dOfc+xl1FY4hLqF5GQSL9tBD40+s4WSLwv2xVbcQlJXCRcJKH+1EBuVMVimfDpv5HwhMrka8bIoUG6gWRTXN78+RZ5a//35Iu//9cyf27NkI2i6rtENvNZtXc2y7/ufjKlmldVWlIuN82tTd7U2s6cdO1yvXTx51NqXowLfer8YSJabYo+7oP1AuZHxdQq00188YK75JM3f0aC1Jykf+dQKJSsRg+FwqYgru1Ms7z8f785gJmBU/eBSPr7srKsWh59YKsUhEclp0Tw4jRP2pefNM/CfUfN/bK8dr3v9fqj5fm0tB6U57d5j3SsKy4aJ5Vls6Vqxi3S1d2u5Vu4jGN04+ylsnblE1JcNF65pjkn7moBjPa71jfuSNYItHc2pz1povq7Lq99INkkq48x5DeAsT4s/O0/3ed63nu55+4nks2Fjz3pb8Z1EeP7VE6tktXLHkvsQ+2cOOXxOxYXjZOKqdVSWVYtYxIjH3945qS0dzY7NstNmlgm69c8ZZO4G/Jsxhzl+1vliFEVF5N430Xp6/ixRN//B4ld/lDC8biEYmLfEBZLXIrjWjATSxxEYYnbtqDEQ1oYYOW0vPG5kOnt0KgxIn0RyeaFORRPlD12VaSgUMQSxFxrb5LzO1bJmMUPS/GC+7RyJ06WeFwy/sSVD2KxmFxKJENeunw+cZzFchrEWJ/84/G4VJbNka88uE321W+RhsYdEr1yKeVzXd0dUv+Od2LvzGkLZcXt6y05L2J5StRzBswX1d1vPTOoSeGsT5PLax9QalaDQS2LdvPRq/eNWozKsmr5iy99X463vCM/fft/pzW44EAHFCstKZcbZy+V37lltUy5fnraAYYWhJlzGex6/SxOjH8ThN8kEu2VU6cPeu5f9ZhOvdmp30Pt8WX8u6u7Q15765lBlVX9XY3gJ6TsR7dmpMTSieNNPeceXve87KrbnBx3xS+7gKCocKzttcOO/n2KC8fppUu+VzV9kdxz9xOyq+5p2/VFor3S0nrId2Bes/jzsrx2vYwpnmA5pr33mUge1MCoSUT9Zxul79fv5LA03mKXrkk8GtFqQ1yq4nLluhuWyKiKxTbveEe7w82vz30gv2r+N7ll/goZk3iCCtp4F+oFLRLtkabDe6WhcYdnFbfqxtlLZf7cWtveJU43Q+sToT7FfSZUzVgkVYkgKmj724lTb59Ll7vlZ/++XU78R+OAamXslJaUS8XUKpk1/WaZN7tGJk8yD+o1kBoSa/mPnWiQF3c+nvx75rSFsmHdCyKS6d/EXw3MpIllvo9pbZZs7ZhWg3Et10W96dkHMOpcUl3dHRka7E3r3q7m3qQGgn4Cw1jKqM5HTzTIrrrNnvunfEqVLFl4l20S7NETDWkfn4sX3CWlJeXJ76LV5BnvNx3eKz9/5+W0a4nKp1TJ/Lk1UrtkjdIUOrBav7wKYDC08uVmkglOA7Jltvp88JzKqQ1qp12UtOHCm5NPRBVTtXlsqmfcIrOm3+w6KJtz7dvQJ9rm0/Hm5zrU13dFPjr3gRxveUc+aD8mkeglxxqEyrJqKSocl6hy13KY5s5aIhVTZ8l1o4tdtzOYGlP9e7z02pOmAfLUxNdcBDAP3feczJq+SFpaD0qzss/azjRLZWJQs8klFSnHs5GrFbc8gFn3j7kGJt3j2ry/1XxM7d/WZODUxGG/v5fzedfe2SxHjteb9s/kknIpLSmX+XNrMzZ3lRasaGXR/jZSDvQkZa2GVlsmEu2Rts5maTvTnKzZaz59MFk2ES1xvLKsWiqnVqc0oxqBZ/rHdOCbkIBs0ifmCyo9wJo8qSLlScvpxmMNgvzd/IynrqHrteavmjgI9LwYm3ckHA5JLBaX0aMLtYt0WbXE47FkQFlQMEoKwqOloCAzl9tMNPH80tKDbN6cpYNe52CFQiGp/s1bpfo3bxURI0/F3LTqdcz4aHZI1igYOU8DKK3p30belPf8PX7KZ+eG8tlSWTZb9P5jbsdjYomUMYDM607tgWUsl/qa/vlQSFtvOKx95zHFE6V6xi0yO/G72TH3yjKXdzDXgDwIYFJ7H5nezfLdRo1Mkb+Mp4yUd7JdFA/2x5p+UbeOK2J3gdC7clqrtdVEVfueGuo4JcZ56HwzT1fQ9rUzbR+lJsOGw2HLfjKWH1M80XQj8FubHA6HTc0cmaAm8h470WBKVL11/gpTVX5QqE/+yqsOy6Z/I8z0d/Ua7TfddamM4CiUsoxdV3D93+7lGWhhjfUav49+jGvHrbU5T/99tOAnbnl94GUJfACjncypJ36uqvrdDwinKFOSrw/lBWKgNxVjX+bPE3EmWHuYiGR38C4/jN/Fvlo5NSCxLhM3NTno51I4HFaCOKdBvoyk5lAoJLFYf/JYsSb5Ol0snS5WQbpRejFqAcK+b1B2NzO9hkwPeKz7xs/1bKD7Td2WdXJIdfTX3DWfDvUx4f4gHJz126/HqUZEe89PjZRdzYcqM/vGOSDx7hk2EIEPYETyqa1c78HhdKAN8dZT1u910KasIXOFyQPmnibBDd6Mpxfv5bTvY1QdW49F67nkFrBZcy2sY1qY95/TOtzLnA88x6IIhUTvCunnJuzn98zkNU8N0iPRHlPzkZYQW2P3saxKzTHxK93z1qkJZSDbzuRnvdbjtu64j2XSufb7WZ/DWnw2T2dKXgQwGKhhcPfImuG0r9J5ynFecGC9KEamINcoqbUv9Y07TM1HQch90Rg1eekZaPAykG0FVaa/R/7sl2DVlwMAhkQk2iP7m3aaXluy8DM5Kg0weAQwADAC7KvfYqp9KZ9SlbGut0Au0IQEAMOQ2vOopfWg7G96xfT+4oV3mf7ObTPY4LrTYmSiBgYA8pjdQIfa61rwEon2yPY930x5f7FpZObcDuAY8PFUEVDUwABAHtLG3NCHbuiXSLRHDhx5UyqnViWH2G9pPSi76janzGNljP0SshmCP7eCNkcWgosABgDykDqgYCR6QZ7f9rAxEV/RuMTr9jMrL69dL5KV+c/SC0T0cYrUCpn8GUYD2UYAAwB5SG06utjT4TArcqqZ0xYm5qjJTrON39oU5r1DusiBAYA8Y817ue66iVJUONbXZz+7/LGhKJKjIE2OiuGFIwsA8ow16XXSxHKpsUzuaWflHY8ku05nc9oM6wzEVnUNW5MzGVs5JSkDoTjp3wCQZ+IpEz5Goj3y5D98NjkLttXMacCNTAkAAAPVSURBVAtlw7oXkn9nK7dEbxr68pO/7bpccdE4mTV9kVSWzZbSkjIpLSmXWdNuFhHyYGCPAAYA8pTWY8eYBfjA4b2yfc+mlOXKp1TJhnXPK7NOh7PS00ftKeUVwNh54uEfSmlJReAmWUUwkMQLAHlKD0LC4bDEYjG5bcGdUlw0Tt78+Rbp+OiUFBWOlZolaxK9jtTPDX3Z9Fm3dUWFYx1rh+yUT6mS0pJyghc4ogYGAIaBdHrxZKNJRh0JWESkq7tDzl8wxqOpmFrtmBsTifYotUW5HWQPwUUAAwDDgFcAY67JGPoqGGsAMxjkwMAOTUgAMOyEJHWcF0a3xfBCAAMAw4ja5KLXguQmj8QuiNJeV3NwtEoa55oaphWAE5qQAGDYiEvwalr0W0z65WJeJLghgAEAAHmH1G4AAJB3CGAAAEDeIYABAAB5hwAGAADkHQIYAACQdwhgAABA3iGAAQAAeYcABgAA5B0CGAAAkHcIYAAAQN4hgAEAAHmHAAYAAOQdAhgAAJB3CGAAAEDeIYABAAB5hwAGAADkHQIYAACQdwhgAABA3iGAAQAAeYcABgAA5J1RIvKpXBcCAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAg3/x/ZwVVFMp05CMAAAAASUVORK5CYII=)

**House Prices - Advanced Regression Techniques**

Σοφοκλής Κυριάκου

Στυλιανός Σοφοκλέους

Σταύρος Σπύρου

Διδάσκοντες:

Γιώργος Πάλλης

Παύλος Αντωνίου

Contents

[**House Prices - Advanced Regression Techniques** 1](#_Toc133181902)

[Περιγραφή Προβλήματος 2](#_Toc133181903)

[Περιγραφή δεδομένων 2](#_Toc133181904)

[Παρατήρηση Sale Price 3](#_Toc133181905)

[3](#_Toc133181906)

[Ανάλυση άδειων στηλών 4](#_Toc133181907)

[String/Categorical Features 4](#_Toc133181908)

[Highly Correlated Features 4](#_Toc133181909)

[Low Correlated Features 5](#_Toc133181910)

[Drop extreme Outliers 6](#_Toc133181911)

[6](#_Toc133181912)

[Drop Unbalanced Categorical Features 7](#_Toc133181913)

[Preprocessing 7](#_Toc133181914)

[Feature Selection 8](#_Toc133181915)

# Περιγραφή Προβλήματος

Ο διαγωνισμός"House Prices: Advanced Regression Techniques" αφορά κατοικίες στο Ames της Αϊόβα και σκοπός είναι η δημιουργία ενός μοντέλου που μπορεί να προβλέψει με ακρίβεια την τιμή πώλησης κάθε σπίτι με βάση ένα σύνολο χαρακτηριστικών εισόδου.

# Περιγραφή δεδομένων

Το σύνολο δεδομένων που παρέχεται για αυτόν τον διαγωνισμό περιέχει 81 χαρακτηριστικά των σπιτιών εκ των οποίων τα δύο είναι η τιμή πώλησης κάθε σπιτιου και το id του. Τα χαρακτηριστικά εισόδου είναι ένας συνδυασμός αριθμητικών και λεκτικών μεταβλητών, συμπεριλαμβανομένων χαρακτηριστικών όπως ο αριθμός των υπνοδωματίων και των μπάνιων, το μέγεθος του οικοπέδου, ο τύπος υλικού στέγης και η γειτονιά στην οποία βρίσκεται το σπίτι. Το σύνολο δεδομένων περιέχει συνολικά 1460 παραδείγματα, χωρισμένα σε ένα σετ εκπαίδευσης 1.460 παραδειγμάτων και σε ένα σύνολο δοκιμών 300 παραδειγμάτων.

## Παρατήρηση Sale Price

Αρχικά για να αντιληφθούμε τα δεδομένα μας καλύτερα δημιουργήσαμε τα απαραίτητα γραφήματα για συγκεκριμένα key features και συγκεκριμένες μετρικές.

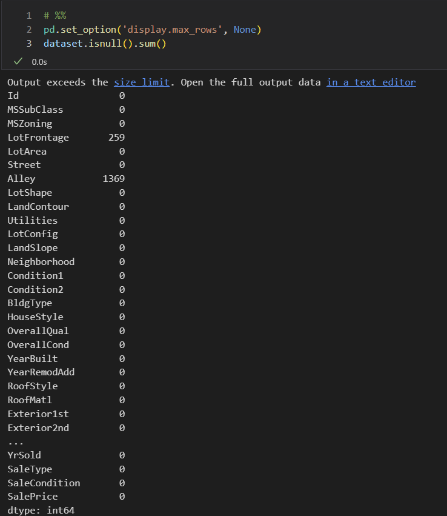
# 

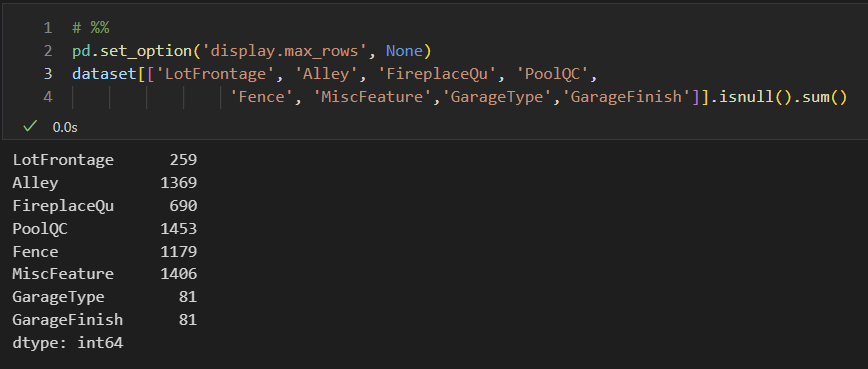
Παρατηρώντας τα χαρακτηριστικά της τιμής πώλησης των σπιτιών βλεπούμε το εξής:  
1) Q3-Q2 = 214000-163000 = 51000

2) Q2-Q1 = 163000-129975 = 33025

(1)>(2) Επιβεβαιώνετε ότι έχουμε positively skewed δεδομένα, και θα χρειαστεί όπωσδήποτε transformation σε πολλά από τα features.

### Ανάλυση άδειων στηλών





Χρησιμοποιώντας το πιο πάνω κώδικα παρατηρήσαμε ποιες στήλες έχουν πολλά κενά και πιθανότατα να πρέπει να τις κάνουμε drop από τα δεδομένα μας ή να προχωρήσουμε στο να γεμίσουμε εμείς τα συγκεκριμένα κενά με την χρήση του πιο συχνά εμφανιζόμενου στοιχείου στην περίπτωση που η στήλη ήταν string και με τον μέσο όρο στην περίπτωση που ήταν αριθμητικό το περιεχόμενο της στήλης. Οι στήλες που φαίνονται στην εικόνα ……. Έχουν γίνει drop.

## String/Categorical Features

Κάποια απο τα δεδομένα μας δεν ήταν αριθμιτικα. Τα δεδομένα αυτά έπρεπε να μορφοποιηθούν κατάλληλα σε αριθμιτικά δεδομένα έτσι ώστε οι regressors να μπορούν να δουλέψουν πάνω στα δεδομένα αυτά. Ελέξαμε 2 διαφορετικούς τρόπους μορφοποίησης, Label Encoding και Dummy Variables. Ενώ στη θεωρία τα dummy variables είναι καλύτερα, παρατηρήσαμε πως στην προκειμένη περίπτωση το Label Encoding έδωσε καλύτερα αποτελέσματα. Για να είμαστε σίγουροι πως τα δεδομένα του test set θα μορφοποιούνταν με τον ίδιο τρόπο όπως και αυτά του training set, χρησιμοποιήσαμε τον ίδιο label encoder για κάθε feature.

A screenshot of a computer

Description automatically generated

## Highly Correlated Features

Παρατηρώντας το correlation όλων των feutures μεταξύ τους παρατηρήσαμε ότι υπήρχαν κάποια που είχαν αρκετά ψηλό δείκτη correlation και θα έπρεπε κάποια από αυτά τα χαρακτηριστικά να γίνουν drop.

Αριστερά

* CarageCars -> GarageArea
  + **Επεξήγηση:** Τα δεδομένα για το garagecars είναι 1 ή 2 σε αντίθεση με το garage area το οποίο περιέχει το εμβαδό του χώρου. Οι 2 αυτές μετρικές είναι σχεδόν άμεσα συσχετιζόμενες (correlation = 0.88) αφού όσο μεγαλύτερος είναι ο χώρος τόσα περισσότερα αυτοκίνητα θα μπορούν να σταθμεύσουν
* Totrmsabvgrd, 1stFlrSf -> GrLivArea
  + **Επεξήγηση:** Παρατηρήσαμε πως η συσχέτιση των δύο στειλών Totrmsabvgrd, 1stFlrSf είχαν αρκετά υψηλή τιμή με το GrLivArea οπόταν αποφασίσαμε να αφήσουμε το GrLivArea. Η συσχέτιση του Totrmsabvgrd και GrLivArea είναι ψυλή αφού όσο μεγαλήτερο το εμβαδόν του σπιτιού είναι λογικό να έχει περισότερα δωμάτια.
* Exterior2nd -> Exterior1st
  + **Επεξήγης:** Παρατηρήσαμε πως το Exterior2nd και Exterior1st έχουν ψυλή συσψέτιση και αποφασίσαμε να κρατήσουμε το Exterior1st. Παρατηρήσαμε πως τα περισότερα σπίτια έχουν μόνο μια επένδιση του ίδιου υλικού και γ’ αυτό έχουν υψηλή συσχέτιση.
* GarageYrBlt (χρονολογία που κτίστηκε το garage) -> YearBulit (χρονολογια που κτιστηκε το σπίτι)
  + **Επεξήγηση:** Τις περισσότερες φορές οι 2 χρονολογίες συμπίπτουν ή έχουν πολύ λίγη διαφορά σε χρόνια. Επιλέξαμε να κρατήσουμε την χρονολογία που κτίστηκε το σπίτι γιατί πιστεύαμε ότι είναι πολύ πιο σημαντική.
* MSSubClass -> BldgType
  + **Επεξήγηση:** Παρατρήσαμε υψηλή συσχέτιση μεταξή των δύο στειλών και αποφασύσαμε να κρατήσουμε το BldgType λόγο του ότι είχε λιγότερα attributes. Και οι δύο στείλες περιγράφουν τον τύπο του σπιτιού με την διαφορά οτι το MSSubClass έχει περισότερη λεπτομέρια στο έιδος του σπιτιού.

## Low Correlated Features

Παρατηρώντας το correlation όλων των feutures σε σχέση με την τιμή πώλησης που είναι και το ζητούμενο στο συγκεκριμένο πρόβλημα παρατηρήσαμε ότι κάποια features είχαν πολύ χαμηλό correlation αρα δεν είχαν κάποια σχέση/εξάρτηση με την τιμή οπόταν τα συγκεκριμένα χαρακτηριστικά τα κάναμε drop.

|  |  |
| --- | --- |
| **Feature** | **Correlation with Sale price** |
| Street | 0.04 |
| LandContour | 0.02 |
| Utilities | -0.01 |
| LotConfig | -0.07 |
| LandSlope | 0.05 |
| Condition2 | 0.01 |
| MasVnrType | 0.02 |
| BsmtCond | 0.12 |
| BsmtFinType2 | 0.03 |
| BsmtFinSF2 | -0.01 |
| BsmtHalfBath | -0.02 |
| LowQualFinSf | -0.03 |
| 3SsnPorch | 0.04 |
| MiscVal | -0.01 |
| MoSold | 0.05 |
| YrSold | -0.03 |
| RoofMatl | 0.13 |
| Heating | -0.09 |
| Electrical | 0.23 |
| Functional | 0.11 |
| GarageQual | 0.09 |
| GarageCond | 0.13 |
| PavedDrive | 0.23 |
| PoolArea | 0.09 |

## 

## Drop extreme Outliers

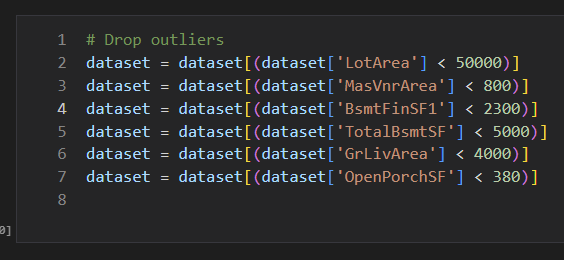
# A picture containing diagram Description automatically generated

Οπτικά, έχουμε αφαιρέσει κάποιες τιμές οι οποίες ήταν extreme outliers στον κανόνα. Για παράδειγμα, βλέπουμε πως το LotArea περιέχει τιμές οι οποίες εμφανίζονται πολύ λίγε φορές και για αυτό τις αφερέσαμε.

LotArea skewness before removing outliers: 12.2

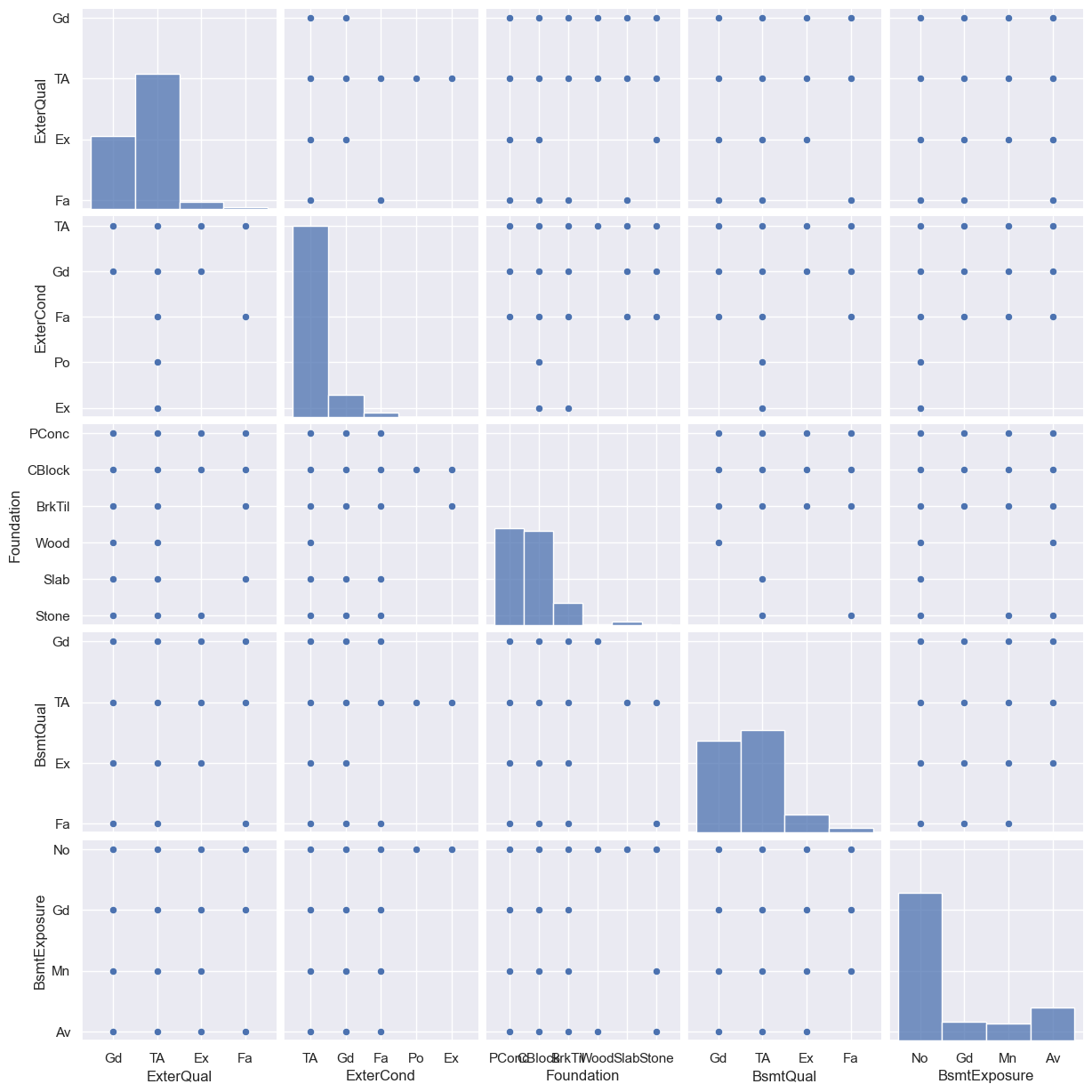
LotArea skewness before removing outliers: 2.2

Παρομοίως, έχουμε αφαιρέσει τιμές από άλλα features τα οποία παρουσίαζαν παρόμοια συμπεριφορά.



## Drop Unbalanced Categorical Features

Κάποια από τα χαρακτηριστικά τα οποία αφορούσαν κατηγοριοποίηση ήταν σε μεγάλο βαθμό unblanced. Σε πολλές περιπτώσεις μια από τις κατηγορίες είχε την πλειοψηφία των παρατηρηήσεων και οι υπόλοιπες κατηγορίες είχαν ελάχιστες. Μετά από δοκιμές που κάναμε καταλήξαμε στο συμπέρασμα ότι αποβάλλοντας τις πιο κάτω στήλες που ήταν πολύ unbalanced είχαμε αισθητά καλύτερα αποτελέσματα. Στις πιο κάτω γραφικές παραστάσεις φαίνεται το πιο πάνω φαινόμενο.



# 

## Converting Porch Area to Binary

Τα χαρακτηριστικά EnclosedPorch και ScreenPorch αφορούσαν τα τετραγωνικά μέτρα συγκεκριμένων ειδών εσωτερικής αυλής τα οποία είχαν σχετικά πολύ χαμηλό correlation (<0.1). Στην προσπάθεια μας να βελτιστοποιήσουμε το τελικό αποτέλεσμα μας αν και αρχικά είχα κάνει drop τα συγκεκριμένα χαρακτηριστικά αποφασίσαμε να τα κάνουμε binary, δηλαδή αν κάποιο κτήριο είχε στις συγκεκριμένες τιμή μεγαλύτερη από το 0 τότε βάζαμε 1 αλλιως βάζαμε 0. Αυτό αύξησε το correlation των 2 στηλών με το sale price στο περίπου 0.2. Επίσης βελτίωσε το τελικό error κατά 0.004.

## Unskewing transformations

Προκειμένου να κάνουμε unskew τα δεδομένα μας, δοκιμάσαμε δυο τεχνικές για unskewing. Αρχικά δοκιμάσαμε να κάνουμε BoxCox transformation στα δεδομένα μας. Σύμφωνα με τα τελικά αποτελέσματα που πήραμε μετά την παράδοση των τελικών αποτελεσμάτων στην πλατφόρμα ξανατρέξαμε τους αλγορίθμους αλλά με την χρήση του φυσικού λογάριθμου (ln). Ο φυσικός λογάριθμος είναι μια καλή τεχνική transformation αφού επιτυγχάνει να κανονικοποιηση τα δεδομένα. Η χρήση του ln φάνηκε να είναι καλύτερη παρά του BoxCox και γι’ αυτό επιλέξαμε τον λογάριθμο.

Before: Chart, histogram

Description automatically generated After: Chart, histogram

Description automatically generated

# Preprocessing

1. Αρχικά απορρίψαμε απο τα δεδομένα μας όσες στήλες περειιχαν πάνω από 80 nulls, σύνολο 8 στήλες
2. Όσες στήλες είχαν missing values τα καθορίσαμε χρησιμοποώντας:
   1. Για string την τιμή που εμφανίζεται τις περισσότερες φορές
   2. Για αριθμητικές τιμές τον μέσο όρο της εκάστοτε στήλη
3. Χρησιμοποιώντας το correlation map των εναπομίνωντων στηλών
   1. Απορρίψαμε την στηλη ..... γιατι ύπηρχε ψηλό correlation mε την στήλη ...
   2. Απορρίψαμε την στηλη ..... γιατι ύπηρχε χαμηλό correlation mε την στήλη ...
4. Παρατηρώντας τις γραφικές παραστάσεις των στηλών απορρίψαμε τα records τα οποία θεωρήσαμε extreme outliers από τα δεδομένα.
5. Νοτ ιμπορταντ
6. Παρατηρήσαμε πως είχαμε στήλες οι οποίες περηείχαν κατηγορίες, γι αυτό χρησημοποιήσαμε την get\_dummies για να σπάσουν οι στήλες αυτές στις αντίστοιχες στήλες με διαδικό περιεχόμενο, διλαδί καταπόσο ένα σπίτι έχει την συγκεκριμένη παράμετρο ή οχι.
7. Βλέποντας ξανα τις γραφικές παραστάσεις που έιχαμε παράξει, είχαμε αρκετές γραφικές οι οποίες ήταν skewed οπόταν κάναμε transform τα δεδομένα με την χρήση του φυσικού λογάριθμου (ln). Ο φυσικός λογάριθμος μεταρέπει τα skewed δεδομένα σε normalized.

# Feature Selection

# Text Description automatically generated

# Text Description automatically generated

Για το feature selection δημιουργήσαμε δυο νέα data frames, το Χ το οποίο περιέχει όλα τα features εκτός τις τιμές των σπιτιών και το Υ το οποίο περιέχει τον στόχο, δηλαδή τις τιμές. Ο διαγωνισμός κρίνετε με το χαμηλότερο RMSE (Root mean square error). Δημιουργήσαμε την rmse συνάρτηση η οποία επιστρέφει το RMSE 2 τιμών για να χρησιμοποιηθεί από τον sequential selector. Ο forward selector τρέχει όλους τους δυνατούς συνδυασμούς από features και μας δίνει τον καλύτερο συνδυασμό.

A picture containing chart

Description automatically generated

Βλέπουμε πως ο forward selector καταμέτρησε accuracy στο 95%.

Text

Description automatically generated

Στη συνέχεια, αφού πήραμε τα καλύτερα features από τον sequential selector, δημιουργήσαμε 6 pipelines με τα οποία δοκιμάσαμε συνδυασμούς από διάφορους regressors και παραμέτρους τους για να βρούμε ποιος regressor θα μας δώσει το καλύτερο αποτέλεσμα. Καταλήξαμε στον Gradient Boosting Regressor ο οποίος μας έδωσε το χαμηλότερο RMSE ίσο με ~0,11.

Text

Description automatically generated

Τέλος, χρησιμοποιήσαμε τον gradient boosting regressor με τις παραμέτρους που πήραμε από το pipeline του gradient boosting regressor και τρέξαμε το test αρχείο με αυτό τον regressor.

Text

Description automatically generated

Καταλήξαμε με score στο Kaggle 0.12402 στη θέση 563.

Graphical user interface, text, application, chat or text message

Description automatically generated