دانشکده مهندسی برق

گروه الکترونیک

تشخیص امضاء با استفاده از تبدیل میلین

دانشجو: علی اصغر فلاح جوشقانی

اساتید راهنما

دکتر علی سلیمانی

دکتر حسین مروی

استاد مشاور

دکتر علیرضا احمدی فرد

پایان نامه ارشد جهت اخذ درجه کارشناسی ارشد

بهمن ۸۷

دانشگاه صنعتی شاهرود

دانشکده مهندسی برق

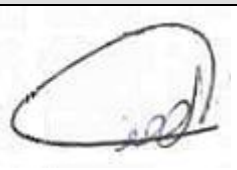
گروه الکترونیک

پایان نامه کارشناسی ارشد آقای علی اصغر فلاح جوشقانی

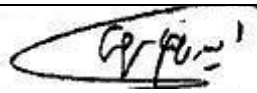
تحت عنوان:

تشخیص امضاء با استفاده از تبدیل میلین

در تاریخ ۸۷/۱۱/۱۳ توسط کمیته تخصصی زیر جهت اخذ مدرک کارشناسی ارشد مورد ارزیابی و با درجه عالی و امتیاز ۱۹ مورد پذیرش قرار گرفت.

اساتید راهنما	امضاء	اساتید مشاور	امضاء
نام و نام خانوادگی : دکتر علی سلیمانی		نام و نام خانوادگی : دکتر علیرضا احمدی فرد	

نام و نام خانوادگی : دکتر حسین مروی		نام و نام خانوادگی :	

اساتید داور	امضاء	نماینده تحصیلات تکمیلی	امضاء
نام و نام خانوادگی : دکتر حسن پور		نام و نام خانوادگی : دکتر محمد حداد ظریف	
نام و نام خانوادگی : دکتر معروضی			
نام و نام خانوادگی :			
نام و نام خانوادگی :			

تقدیم به

مادر دلسوز و فداکارم و پدر مهربانم.

تشکر و قدردانی

سپاس بیکران ایزد را که مهربانیش، یادش و همراهی پیوسته‌اش، همواره انگیزه من برای حرکت بوده است. سپس نهایت سپاس را از اساتید گرامی‌ام دکتر سلیمانی، دکتر مروی و دکتر احمدی فرد دارم و برای این بزرگواران آرزوی موفقیت و سلامت دارم. در اینجا لازم می دانم از زحمات دوست عزیزم مهندس جماعتی که مرا در انجام این رساله یاری کردند، تشکر کنم. امیدوارم انجام این رساله بتواند گوشه ای از زحمات اعضای خانواده ام را جبران نماید.

اینجانب علی اصغر فلاح جوشقانی تأیید می کنم که نتایج مندرج در این پایان نامه نتیجهٔ تحقیقات خودم می باشد و در صورت استفاده از نتایج دیگران مرجع آنرا ذکر نموده ام.

کلیه حقوق مادی مترتب از نتایج مطالعات ، آزمایشات و نو آوری ناشی از تحقیق موضوع این پایان نامه متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می باشد .

بهمن ۱۳۸۷

چکیده

وظیفه یک سیستم تایید امضاء، پذیرفتن امضاء اصلی و رد امضاء جعلی می‌باشد. سیستم‌های موجود امضاءها را توسط ابزارهای الکتریکی از قبیل صفحه رقومی کننده ثبت می‌کنند. این امضاءها به صورت رشته زمانی در زمان حقیقی ذخیره می‌شوند، که به امضاء برخط معروفند.

در این رساله، الگوریتم جدیدی برای تشخیص امضاء با استفاده از تبدیل میلین و الگوریتم ضرایب طیف فرکانسی مل معرفی می شود. از هر امضاء مختصات $x(t)$ و $y(t)$ آن استخراج می شود. برای پیش پردازش سیگنالها از تبدیل میلین استفاده می شود. متعاقبا، الگوریتم ضرایب طیف فرکانسی مل بکار گرفته می شود تا ویژگیهای مهم سیگنالهای امضاء را استخراج کند و بردار ویژگی هر امضاء را بسازد. از میان امضاءهای اصلی هر شخص، تعداد ۱۰ امضاء بصورت تصادفی به عنوان مجموعه مرجع و یک امضاء که کمترین فاصله را با بقیه دارد به عنوان امضاء الگو انتخاب می شود. سپس برای هر امضاء تست مقادیر ماکزیمم فاصله و مینیمم فاصله تا مجموعه امضاءهای مرجع و فاصله تا امضاء الگوی مربوطه محاسبه می شود. این سه مقدار نرمالیزه شده و در یک بردار ذخیره می شود. این بردار را به ورودی کلاسیفایر مورد استفاده اعمال شده و در مورد اصلی یا

جعلی بودن امضاء تست تصمیم گیری می شود. ما از دو کلاسیفایر خطی همراه با آنالیز اجزاء اصلی[1](PCA)و شبکه عصبی استفاده کرده و نتایج بدست آمده را با هم مقایسه می کنیم. در انتها، نرخ درستی الگوریتم پیشنهادی برای هر مجموعه امضاء تست ارزیابی می‌شود.

ما در این پایان نامه از دو پایگاه داده SVC2004 و پایگاه داده ایرانی برای ارزیابی الگوریتم پیشنهادی استفاده میکنیم. نرخ درستی الگوریتم پیشنهادی برای پایگاه داده SVC2004 و پایگاه داده ایرانی، به ترتیب، ۹۴/۷٪ و ۹۶/۲٪ می‌باشد.

کلمات کلیدی

تایید امضاء برخط، تبدیل میلین، ضرایب طیف فرکانسی مل، شبکه عصبی، PCA.

لیست مقالات مستخرج شده از این رساله:

1. فلاح ع و سلیمانی ع، ۱۳۸۷، **"**تشخیص امضاء فارسی با استفاده از روش استخراج ویژگی MFCC**"** کنفرانس برق ایران، دانشگاه علم و صنعت.

2. A. Fallah, A. Soleymani and H. Marvi, "On line signature verification by using MFCC algorithm and neural network classifier", IEEE Conference(CPSA2009), 2009.

[1] Principle Component Analysis

فهرست مطالب

تصویب نامه ..... أ
تقدیم ..... ب
تشکر و قدردانی ..... ت
اقرارنامه ..... ث
چکیده ..... ج
لیست مقالات ..... ح
فهرست مطالب ..... خ
فهرست اشکال ..... ش
فهرست جداول ..... ع

۱- مقدمه

۱-۱- مقدمه ۱
۱-۲- هدف پایان نامه ۳
۱-۳- نگاهی اجمالی به گزارش ۳

۲- سیستمهای زیستی و تائید امضاء برخط

۲-۱- سیستمهای زیستی ۵
۲-۱-۱- اجزاء تشکیل دهنده سیستمهای زیستی ***6***
۲-۱-۲- خطا در سیستمهای زیستی ***7***
۲-۲- سیستمهای تایید امضاء 9
۲-۳- روشهای تایید امضاء برخط ۱۱
۲-۳-۱- روشهای پارامتری ***11***

۲-۳-۲- روشهای تابعی **12**
۲-۴- بخشهای مختلف سیستم تایید امضاء ۱۳
۲-۵- مشکلات سیستمهای تایید امضاء بر خط ۱۵
۲-۶- مروری بر کارهای گذشته ۱۶
۲-۷- مجموعه امضاءهای مورد استفاده در این پایان نامه ۲۱
۲-۷-۱- پایگاه داده SVC2004 ..... ۲۱
۲-۷-۲- پایگاه داده امضاءهای ایرانی ۲۴
۲-۸- نتیجه گیری ۲۵

۳- تبدیل میلین
۳-۱- مقدمه ۲۷
۳-۲- تعریف تبدیل میلین ۲۸
۳-۳- محدوده تعریف تبدیل میلین **29**
۳-۴- رابطه تبدیل میلین با تبدیلات دیگر **31**
۳-5- تبدیل میلین سریع ۳۳
۳-۶- محاسبه تبدیل میلین توابع پیوسته ۳۳
۳-۷- محاسبه تبدیل میلین توابع گسسته **35**
۳-۷-۱- تئوری نمونه برداری ۳۶
۳-۷-۲- نمونه برداری نمایی از تابع گسسته **41**
۳-۷-۳- درون‌یابی ۴۳
۳-۷-۴- اجرا و نتایج ۴۵
۳-۸- نتیجه گیری **46**

۴- الگوریتم پیشنهادی برای تشخیص امضاء

۴-۱- مقدمه ۴۷

۴-۲- بلوک دیاگرام روش پیشنهادی ۴۷

۴-۳- پیش پردازش ۴۸

۴-۳-۱- هم اندازه کردن طول امضاء ***50***

۴-۳-۲- از بین بردن جابجایی امضاء ***51***

۴-۳-۳- حذف تغییرات اندازه امضاءها ***52***

۴-۴- استخراج ویژگی ۵۸

۴-۵- انتخاب مجموعه امضاءهای مرجع و امضاء الگو ***60***

۴-۵-۱- توصیف آماری امضاءهای مرجع ***64***

۴-۶- آموزش کلاسیفایر ۶۵

۴-۶-۱- فرآیند آموزش و آزمایش با استفاده از کلاسیفایر خطی همراه با PCA ۶۶

۴-۶-۱-۱- آموزش کلایسفایر خطی ***66***

۴-۶-۱-۲- آزمایش کلایسفایر خطی ۶۹

۴-۶-۱-۳- تصمیم گیری با استفاده از کلاسیفایر خطی ۷۰

۴-۶-۲- فرآیند آموزش و آزمایش با استفاده از شبکه عصبی ۷۰

۴-۶-۲-۱- آموزش شبکه های عصبی ***71***

۴-۶-۲-۲- آزمایش شبکه های عصبی ۷۱

۴-۶-۲-۳- تصمیم گیری با استفاده از شبکه عصبی ۷۲

۴-۷- نتیجه گیری ۷۳

۵- پیاده سازی الگوریتم پیشنهادی و ارزیابی نتایج

۵-۱- مقدمه ۷۴

۵-۲- معیار میزان خطای سیستم ۷۵

۵-۳- نتایج شبیه سازی الگوریتم پیشنهادی برای پایگاه داده SVC2004 ..... ۷۷

5-۳-۱- نتایج شبیه سازی الگوریتم پیشنهادی بدون استفاده از تبدیل میلین ***77***

5-۳-۲- نتایج شبیه سازی الگوریتم پیشنهادی با استفاده از تبدیل میلین ***81***

5-۳-۳- مقایسه نتایج الگوریتم پیشنهادی در حالتهای مختلف برای پایگاه دادهSVC2004 ***84***

۵-۴- نتایج شبیه سازی الگوریتم پیشنهادی برای پایگاه داده ایرانی ۸۵

۵-۴-۱- نتایج شبیه سازی الگوریتم پیشنهادی بدون استفاده از تبدیل میلین ***86***

۵-۴-۲- نتایج شبیه سازی الگوریتم پیشنهادی با استفاده از تبدیل میلین ***89***

۵-۴-۳- مقایسه نتایج الگوریتم پیشنهادی در حالتهای مختلف برای پایگاه داده ایرانی ***93***

۵-۵- مقایسه با دیگر کارهای انجام شده ۹۴

۵-۶- نتیجه گیری ۹۷

۵-۷- پیشنهادات ۹۸

پیوست الف

الف-۱- تبدیل میلین توابع ۹۹

الف-۲- خواص تبدیل میلین ۱۰۲

پیوست ب

ب-۱- ضرایب طیف فرکانسی مل ۱۰۴

ب-۲- تحلیل طیفی ۱۰۵

ب-۳- بانک فیلتر مقیاس مل ۱۰۵

ب-۴- تبدیل کسینوسی گسسته ۱۰۸

پیوست ج

آنالیز اجزاء اصلی ۱۰۹

پیوست د

د-۱- اساس شبکه‌های عصبی مصنوعی ۱۱۳

د-۲- چگونگی کارکرد شبکه‌های عصبی ۱۱۴

د-۳- انتخاب نوع تابع محرک ۱۱۵

د-۴- آماده سازی داده های ورودی-خروجی (نرمالیزه نمودن داده ها) ۱۱۶

د-۵- شبکه های عصبی چند لایه ۱۱۷

د-۶- آموزش شبکه های عصبی ۱۱۸

د-۷- شبکه عصبی پس انتشار(BNN) ۱۱۹

د-۷-۱- آموزش شبکه پس انتشار ۱۲۳

مراجع ۱۲۶

Abstract

فهرست اشکال

۲-۱ بخشهای مختلف یک سیستم تایید امضاء ۱۳

۳-۱ مسیر انتگرالگیری در رابطه معکوس تبدیل میلین یک خط عمودی در صفحه مختلط p است ۳۲

۳-۲ بلوک دیاگرام تبدیل میلین تابع پیوسته ۳۴

۳-۳ نمایش دو بعدی تابع انتقال محور x ۳۵

۳-۴ مراحل الگوریتم تبدیل میلین گسسته ۳۶

۳-۵ طیف فرکانسی سیگنالهای آنالوگ و دیجیتال ۳۸
۳-۶ تابع سینک، پاسخ ضربه فیلتر بازیابی ایده‌ال ۳۹
۳-۷ نمونه‌برداری یکنواخت و نمونه‌برداری دوباره بصورت نمایی از آن ۴۳
۴-۱ بلوک دیاگرام کلی سیستم تأیید امضاء برخط ارائه شده در این پایان نامه ۴۸
۴-۲-الف نمونه امضاء پایگاه داده SVC2004 قبل از پردازش ۴۹
۴-۲-ب سیگنال $x(t)$ امضاء پایگاه داده SVC2004 ..... ۴۹
۴-۲-ج سیگنال $y(t)$ امضاء پایگاه داده SVC2004 ..... ۴۹
۴-۳-الف نمونه امضاء پایگاه داده ایرانی قبل از پردازش ۴۹
۴-۳-ب سیگنال $x(t)$ امضاء پایگاه داده ایرانی ۴۹
۴-۳-ج سیگنال $y(t)$ امضاء پایگاه داده ایرانی ۴۹
۴-۴ چند نمونه امضاء یک کاربر از پایگاه داده SVC2004 ..... ۵۰
۴-۵ چند نمونه امضاء یک کاربر از پایگاه داده ایرانی ۵۰
۴-۶-الف نمونه امضاء پایگاه داده SVC2004 بعد از هم اندازه کردن ۵۱
۴-۶-ب سیگنال $x(t)$ امضاء خارجی به طول ۵۱۲ نمونه ۵۱
۴-۶-ج سیگنال $y(t)$ امضاء خارجی به طول ۵۱۲ نمونه ۵۱
۴-۷-الف نمونه امضاء پایگاه داده ایرانی بعد از هم اندازه کردن ۵۱
۴-۷-ب سیگنال $x(t)$ امضاء ایرانی به طول ۵۱۲ نمونه ۵۱
۴-۷-ج سیگنال $y(t)$ امضاء ایرانی به طول ۵۱۲ نمونه ۵۱
۴-۸-الف سیگنالهای $x(t)$، دو نمونه از امضاءهای اصلی یک کاربر از پایگاه داده SVC2004 ۵۴
۴-۸-ب سیگنالهای $y(t)$، دو نمونه از امضاءهای اصلی یک کاربر از پایگاه داده SVC2004 ۵۴
۴-۸-ج سیگنالهای $x(t)$ دو نمونه از امضاءهای اصلی یک کاربر از پایگاه داده ایرانی ۵۴
۴-۸-د سیگنالهای $y(t)$، دو نمونه از امضاءهای اصلی یک کاربر از پایگاه داده ایرانی ۵۴

۴-۹-الف اندازهٔ تبدیل میلین سیگنالهای تبدیل فوریهٔ $x(t)$، دو نمونه از امضاءهای اصلی یک کاربر از پایگاه داده SVC2004 ..... ۵۵

۴-۹-ب اندازهٔ تبدیل میلین سیگنالهای تبدیل فوریهٔ $y(t)$، دو نمونه از امضاءهای اصلی یک کاربر از پایگاه داده SVC2004 ..... ۵۵

۴-۹-ج اندازهٔ تبدیل میلین سیگنالهای تبدیل فوریهٔ $x(t)$، دو نمونه از امضاءهای اصلی یک کاربر از پایگاه داده ایرانی ۵۵

۴-۹-د اندازهٔ تبدیل میلین سیگنالهای تبدیل فوریهٔ $y(t)$، دو نمونه از امضاءهای اصلی یک کاربر از پایگاه داده ایرانی ۵۵

۴-۱۰-الف مشتق مرتبه اول تبدیل میلین سیگنالهای $x(t)$، دو نمونه از امضاءهای اصلی یک کاربر پایگاه داده SVC2004 ..... ۵۵

۴-۱۰-ب مشتق مرتبه اول تبدیل میلین سیگنالهای $y(t)$، دو نمونه از امضاءهای اصلی یک کاربر پایگاه داده SVC2004 ..... ۵۵

۴-۱۰-ج مشتق مرتبه اول تبدیل میلین سیگنالهای $x(t)$، دو نمونه از امضاءهای اصلی یک کاربر پایگاه داده ایرانی ۵۶

۴-۱۰-د مشتق مرتبه اول تبدیل میلین سیگنالهای $y(t)$، دو نمونه از امضاءهای اصلی یک کاربر پایگاه داده ایرانی ۵۶

۴-۱۱- بلوک دیاگرام مراحل مختلف فرایند پیش پردازش امضاءها ۵۴

۴-۱۲-الف سیگنالهای $x(t)$، یک نمونه امضاء اصلی و یک نمونه امضاء جعلی یک کاربر پایگاه داده SVC2004 ..... ۵۷

۴-۱۲-ب سیگنالهای $y(t)$، یک نمونه امضاء اصلی و یک نمونه امضاء جعلی یک کاربر پایگاه داده SVC2004 ..... ۵۷

۴-۱۲-ج سیگنالهای $x(t)$، یک نمونه امضاء اصلی و یک نمونه امضاء جعلی یک کاربر پایگاه داده ایرانی ۵۷

۴-۱۲-د سیگنالهای $y(t)$، یک نمونه امضاء اصلی و یک نمونه امضاء جعلی یک کاربر پایگاه داده ایرانی ۵۷

۴-۱۳-الف مشتق مرتبه اول تبدیل میلین سیگنالهای $x(t)$، یک نمونه امضاء اصلی و یک نمونه امضاء جعلی یک کاربر پایگاه داده SVC2004 ..... ۵۷

۴-۱۳-ب مشتق مرتبه اول تبدیل میلین سیگنالهای $y(t)$، یک نمونه امضاء اصلی و یک نمونه امضاء جعلی یک کاربر پایگاه داده ۵۷

۴-۱۳-ج مشتق مرتبه اول تبدیل میلین سیگنالهای $x(t)$، یک نمونه امضاء اصلی و یک نمونه امضاء جعلی یک کاربر پایگاه داده ایرانی ۵۸

۴-۱۳-د مشتق مرتبه اول تبدیل میلین سیگنالهای $y(t)$، یک نمونه امضاء اصلی و یک نمونه امضاء جعلی یک کاربر پایگاه داده ایرانی ۵۸

۴-۱۴ نمایش یک نمونه مسیر تطابق و درجه آزادی ۶۳

۴-۱۵ فاصله های امضاء آموزشی از مجموعه امضاءهای مرجع، نزدیکترین فاصله تا مجموعه امضاءهای مرجع ($d_{\min}$)، دورترین فاصله تا مجموعه امضاءهای مرجع($d_{\max}$)، فاصله تا امضاء الگو($d_{template}$) ۶۶

۴-۱۶ فضای ویژگی مربوط به اطلاعات آموزشی پایگاه دادهٔ SVC2004، نمونه های اصلی با رنگ آبی و نمونه های جعلی با رنگ قرمز نشان داده شده است ۶۸

۴-۱۷ فضای ویژگی مربوط به اطلاعات آموزشی پایگاه دادهٔ ایرانی ، نمونه های اصلی با رنگ آبی و نمونه های جعلی با رنگ قرمز نشان داده شده است ۶۹

5-1 مقاسیه نتایج الگوریتم پیشنهادی در ۴ حالت مختلف برای پایگاه داده SVC2004 ۸۵

۵-۲ مقاسیه نتایج الگوریتم پیشنهادی در ۴ حالت مختلف برای پایگاه داده ایرانی ۹۴

اب-۱ بلوک دیاگرام پروسه محاسبه پارامترهای MFCC ۱۰۲

ب-۲ چهار حالت مختلف برای بانک فیلتر مل. به مقیاسهای مختلف محورهای فرکانسی هر نمودار دقت شود ۱۰۵

د-۱ طرح یک نرون بیولوژیکی ۱۱۲

د-۲ مدل یک نرون با چند ورودی (شکل سمت چپ)، فرم خلاصه شده نرون با چند ورودی (شکل سمت راست) [راهنمایی نرم افزار matlab] ۱۱۳

د-۳ دو نمونه از توابع فعال ساز [راهنمایی نرم افزار matlab] ۱۱۴

د-۴ شبکه سه لایه با توابع فعال ساز، یک نمونه از شبکه های چند لایه [راهنمایی نرم افزار matlab] ۱۱۵

د-۵ ساختار پرسپترون چند لایه ۱۱۶

د-۶ میانگین مربعات خطا برحسب تعداد تکرار برای آموزش [راهنمایی نرم افزار matlab] ۱۱۸

د-۷ تغییرات خطای مرحله آموزش و اعتبار سنجی ۱۲۲

فهرست جداول

1-2 شکل هندسی چند نمونه از مجموعه امضاءهای SVC2004 ..... ۲۳

۲-۲ شکل هندسی تعدادی از نمونه‌های امضاءهای پایگاه دادهٔ ایرانی ۲۶

۵-۱ نتایج پایگاه داده SVC2004 برای فرکانسهای نمونه برداری مختلف در الگوریتم MFCC ۷۸

۵-۲ نتایج پایگاه داده SVC2004 برای آستانه‌های مختلف در کلاسیفایر خطی ۷۹

۵-۳ نتایج پایگاه داده SVC2004 برای تعداد نرونهای مختلف در لایه پنهان شبکه عصبی ۷۹

۵-۴ نتایج پایگاه داده SVC2004 برای آستانه‌های مختلف در شبکه عصبی ۸۰

۵-۵ نتایج پایگاه داده SVC2004 برای فرکانسهای نمونه برداری مختلف در الگوریتم MFCC ۸۱
۵-۶ نتایج پایگاه داده SVC2004 برای آستانه‌های مختلف در کلاسیفایر خطی ۸۲
۵-۷ نتایج پایگاه داده SVC2004 برای تعداد نرونهای مختلف در لایه پنهان شبکه عصبی ۸۳
۵-۸ نتایج پایگاه داده SVC2004 برای آستانه‌های مختلف شبکه عصبی ۸۴
۵-۹ نتایج پایگاه داده ایرانی برای فرکانسهای نمونه برداری مختلف در الگوریتم MFCC ۸۶
۵-۱۰ نتایج پایگاه داده ایرانی با آستانه‌های مختلف برای کلاسیفایر خطی ۸۷
۵-۱۱ نتایج پایگاه داده ایرانی برای تعداد نرونهای مختلف لایه پنهان شبکه عصبی ۸۸
۵-۱۲ نتایج پایگاه داده ایرانی برای آستانه‌های مختلف شبکه عصبی ۸۹
۵-۱۳ نتایج پایگاه داده ایرانی برای فرکانسهای نمونه برداری مختلف در الگوریتم MFCC ۹۰
۵-۱۴ نتایج پایگاه داده ایرانی برای آستانه‌های مختلف کلاسیفایر خطی ۹۱
۵-۱۵ نتایج پایگاه داده ایرانی برای تعداد نرونهای مختلف درلایه پنهان شبکه عصبی ۹۲
۵-۱۶ نتایج پایگاه داده ایرانی برای آستانه‌های مختلف شبکه عصبی ۹۳
۵-۱۷ نرخ خطا برای تیمهای شرکت کننده در مسابقه SVC2004 و نتایج سیستم ارائه شده در این پایان‌نامه ۹۶
الف-۱ توابع انتخاب شده $f(x)$ ، با تبدیل میلین آنها و محدوده تعریف تبدیل ۹۹
الف-۲ قضایای تبدیل میلین ۱۰۳

فصل اول

مقدمه

۱-۱- مقدمه

در سالیان اخیر، با پیشرفت روزافزون تکنولوژی و راه پیداکردن رایانه به خانه‌ها و محل کار اکثر مردم نقش و تأثیر آنرا در شیوه‌های جدید انجام کارهای روزمره شاهد هستیم. یکی از این مقولات مهم که بسیاری به پیشرفت تکنولوژی وابسته است و روزبه‌روز در حال تحول و نوآوری است، عرصه بانکداری الکترونیکی و تجارت الکترونیک می‌باشد، که بوسیله این خدمات مردم بدون مراجعه به بانک‌ها به راحتی قادرند کارهایی از قبیل انتقال موجودی از حسابی به حساب دیگر را انجام دهند و یا از طریق اینترنت کالای مورد نیاز خود را خریداری کنند. با وجود اینکه این کارها سبب افزایش سرعت در انجام کارهای روزانه مردم و افزایش سرعت انجام عملیات بانکی و کاهش هزینه‌های حمل و نقل گردیده، ولی احتمال سرقت از حساب دیگران افزایش پیدا می‌کند. بنابراین باید در جستجوی راهی برای حل این مشکل باشیم، که یکی از این راهها طراحی الگوریتم‌هایی است که توانایی تأیید هویت افراد را داشته باشند.

برای مثال، یک راه شناسایی ساده افراد استفاده از کلمه عبور[۲] می‌باشد که به الگوریتم پیچیده‌ای نیاز ندارد ولی احتمال فاش شدن آن زیاد است و همچنین استفاده از کلمات عبور پیچیده و طولانی احتمال

[2] Password

فراموشی آنها را افزایش می‌دهد. راه دیگر شناسایی افراد استفاده از کارتهای مغناطیسی می‌باشد که امروزه کاربردهای زیادی در مناسبات شهری پیدا کرده است ولی استفاده از این کارت‌ها نیز معایبی دارد؛ همانند گم کردن و سوءاستفاده سارقین. به همین دلیل، اخیراً سعی می‌شود برای تأیید هویت افراد از ویژگی‌های زیستی[۳] استفاده شود.

برای تأیید هویت افراد، می‌توان از ویژگی‌های فیزیکی از قبیل اثر انگشت، چهره، کف دست، عنبیه و یا از ویژگی‌های رفتاری، که بر پایه اندازه گیری‌های غیر مستقیم از یک بخش از بدن انسان می‌باشد، مانند طرز راه رفتن، گفتار و امضاء استفاده کرد. هر یک از روشهای تأیید هویت افراد معایب و مزایایی دارند[۱].

ویژگی‌های فیزیکی از قبیل اثر انگشت و عنبیه دارای نرخ خطای کمی هستند ولی هر یک دارای معایبی هستند. مثلاً عرق کردن دست افراد یا اثر زخم و یا سوختگی باعث کاهش کیفیت تصویر بدست آمده از اثر انگشت می‌شود و کارایی سیستم تأیید را تحت تأثیر قرار می‌دهد. همچنین در مورد تشخیص از روی عنبیه، افراد باید فاقد عینک باشند، همچنین شرایط تصویربرداری از چشم باید طوری باشد که نور زیادی به چشم تابیده شود که ممکن است این نور زیاد برای چشم افراد مضر باشد[۲].

امضاء یک ویژگی رفتاری است، که در کشورها و فرهنگهای مختلف نوع آن متفاوت است، بیشتر افراد از نام خود برای امضاء استفاده می‌کنند و بعضی دیگر نیز امضاءهای پیچیده‌ای دارند که جعل آن بسیار دشوار است. امضاء با وجود اینکه در طول زمان تغییر می‌کند و امکان جعل آن بیشتر از اثر انگشت و عنبیه چشم است اما یک سودمندی مهم امضاء نسبت به دیگر ویژگی‌های زیستی عادی بودن این رسم است که با وظیفه تأیید مصادف شده است. این رسم چند دهه است که در کاربردهای شهری بکار می رود و از مقبولیت خوبی برخوردار است در حالیکه روشهای دیگر (مثلاَ : اثر انگشت) هنوز در مواردی با تحقیقات پلیسی مرتبط است، و همچنین حجم اطلاعات امضاء نسبت به اثرانگشت و عنبیه خیلی کمتر است و سرعت پردازش آن بیشتر است، بنابراین برای تأیید هویت افراد بیشتر مورد توجه قرار گرفته است[۳].

---

[3] Biometric

۱-۲- هدف پایان نامه

هدف این پایان نامه، ارائه یک الگوریتم مناسب برای تأیید امضاء برخط با نرخ درستی قابل قبول می‌باشد. بطور کلی امضاءهای برخط به دو دسته امضاء اصلی و امضاء جعلی تقسیم می‌شوند. که کار سیستم تأیید امضاء برخط تشخیص این است که امضاء ورودی متعلق به دسته اصلی است یا دسته جعلی.

در این پایان نامه ما از دو پایگاه داده در تأیید امضاء بر خط استفاده می‌کنیم. اولی، مربوط به اولین مسابقه تأیید امضاء در سال۲۰۰۴[4] می‌باشد و دومی، پایگاه دادهٔ ایرانی است که توسط آقای ذوقی از امضاءهای ایرانی جمع آوری شده است[4].

۱-۳- نگاهی اجمالی به گزارش

در فصل اول، اهمیت موضوع تأیید امضاء بر خط[5] بیان شده است.

- **فصل دوم** در این فصل کلیاتی در مورد سیستمهای زیستی و سیستم تأیید امضاء برخط ارائه می‌شود، سپس مروری بر کارهای انجام شده در زمینه تأیید امضاء بر خط ارائه می شود و در نهایت پایگاه داده های مورد استفاده در این پایان نامه معرفی می‌گردند.
- **فصل سوم** در این فصل به معرفی تبدیل میلین[6] و انواع مختلف آن می پردازیم و در مورد شرایط موجود و ویژگیهای این تبدیل صحبت می کنیم. همچنین در ادامه به یک سری از توابع که رابطهٔ مستقیمی با تبدیل میلین دارند، اشاره می کنیم. با بدست آوردن رابطهٔ تبدیل میلین با تبدیلات دیگر نظیر فوریه و لاپلاس سعی در ارائه الگوریتمی مناسب جهت محاسبهٔ تبدیل میلین و انواع آن مخصوصا" تبدیل مقیاس داریم. در ادامه مجموعه ای از ویژگیهای مهم و پر کاربرد تبدیل میلین بهمراه تبدیل میلین مجموعه ای از توابع آورده شده است. در نهایت در این فصل الگوریتم مناسبی

---

[4] Signature Verification Competition 2004
[5] On-line
[6] Mellin Transform

برای محاسبه تبدیل میلین سیگنالهای گسسته ارائه شده است که به کمک آن می توان تبدیل میلین سیگنالهای گسسته را محاسبه نمود. این الگوریتم دارای دقت و سرعت بالایی می باشد و می توان به عنوان یکی از بهترین الگوریتمها برای محاسبه تبدیل میلین گسسته از آن نام برد.

- **فصل چهارم** در این فصل به طور کامل در مورد الگوریتم پیشنهادی مورد استفاده در این پایان نامه بحث می کنیم و بصورت قدم به قدم مراحل اجرای الگوریتم را مورد بررسی قرار می دهیم.
- **فصل پنجم** در این فصل نتایج مختلف بدست آمده از هر دو پایگاه داده برای حالات مختلف سیستم تأیید امضاء نمایش داده می‌شود. سپس نتایج بدست آمده از روش ارائه شده در این پایان نامه بر روی پایگاه داده SVC2004 را با نتایج افراد شرکت کننده در نخستین مسابقه بین المللی تأیید امضاء مقایسه می کنیم. در نهایت، در مورد مزایا و معایب الگوریتم پیشنهادی صحبت نموده و سپس نتیجه گیری و پیشنهادات برای ادامه کار و بهبود نتایج ارائه می‌شود.

فصل دوم

سیستمهای زیستی و تأیید

امضاء برخط

۲-۱- سیستمهای زیستی

با توجه به نوع کاربرد، یک سیستم زیستی می تواند در مُد تأیید و یا در مُد شناسایی عمل کند[5]. در مُد تأیید (تصدیق)[7]، سیستم هویت شخص را بوسیله مقایسه داده زیستی جمع‌آوری شده با الگوی زیستی همان شخص که در پایگاه داده سیستم ذخیره شده است، تأیید می‌کند. در یک چنین سیستمی شخصی که ادعای هویتی می‌کند، معمولا بوسیله شماره شناسایی شخصی[8]، اسم کاربر و یا کارت هوشمند تشخیص داده می‌شود. در این مورد سیستم ارتباط یک به یک مقایسه‌ای برقرار می‌کند تا تعیین کند که آیا ادعای صورت گرفته درست است یا نه. اما در مُد شناسایی[9]، سیستم یک شخص را بوسیله جستجوی الگوهای تمام کاربرها در پایگاه داده برای تطبیق، تشخیص می‌دهد. بدین صورت که، سیستم ارتباط مقایسه‌ای یک ورودی با چندین الگو برقرار می‌کند تا هویت یک شخص را بیابد، (یا اگر شخص در پایگاه داده ثبت نشده باشد، سیستم خطا گزارش می‌کند) بدون اینکه شخص ادعای هویت خاصی را داشته باشد. در اینجا مشکل طراحی سیستمی است که قادر باشد هویت افرادی را که می خواهند برای مثال یک معامله تجاری انجام دهند یا به یک سیستم امنیتی وارد شوند را تأیید کند. ما بر این نکته تأکید داریم که در اینجا سعی ما بر این است که مسئله **"تأیید"** را در مواردی که سیستم نیاز به تصمیم گیری بر روی هویت شخص ادعا کننده دارد را حل کنیم، در مقابل مسئله **"شناسایی"** که سیستم باید هویت فرد را بوسیله مقایسه بعضی خواص مشخص از مشخصه‌های آن فرد با N فرد دیگر که در پایگاه داده ثبت شده‌اند را تشخیص دهد.

۲-۱-۱- اجزاء تشکیل دهنده سیستمهای زیستی

هر سیستم زیستی از چهار بخش اصلی زیر استفاده می‌کند[5]:

---

[7] Verification
[8] PIN code
[9] Identification

۱) بخش سنسور: که داده‌های زیستی را از یک شخص منحصربفرد جمع آوری می‌کند. بعنوان مثال، سنسور اثر انگشت یا قلم نوری یا دوربین عکاسی و فیلم برداری که مشخصه‌های مختلف افراد گوناگون را جمع آوری می‌کنند.

۲) بخش استخراج ویژگی: که در آن اطلاعات زیستی جمع‌آوری شده پردازش می‌شوند تا یک مجموعه از ویژگی‌های بارز و قابل تفکیک حاصل شود. برای مثال، مکان و جهت رگه‌های محلی و فرورفتگی‌ها در تصویر اثر انگشت و یا انحناها و شیب خط امضاءهای مختلف و یا محل چشم و اندازه عنبیه در سیستم تشخیص عنبیه، در مدول استخراج ویژگی یک سیستم زیستی استخراج می‌شود.

۳) بخش تطبیق گر: که در آن ویژگیهای استخراج شده در طول تشخیص با الگوی ذخیره شده مقایسه می‌شود تا امتیاز تطبیق را تولید کند. برای مثال، در مدول تطبیق سیستم زیستی بر پایه اثر انگشت تعداد جزییات تطبیق بین تصویر ورودی و الگوی اثر انگشت تعیین می‌شود و یک امتیاز تطبیق گزارش می‌شود.

۴) بخش پایگاه داده سیستم: که بوسیله سیستم زیستی، الگوهای زیستی کاربرهای ثبت نام شده را ذخیره می‌کند. مدول ثبت نام برای ثبت نام افراد در داخل پایگاه داده سیستم زیستی معتبر است. در طول فاز ثبت نام، مشخصه های زیستی یک فرد بوسیله یک دستگاه اخذ کننده اطلاعات زیستی خوانده می‌شود تا یک ارائه دیجیتال از مشخصه‌ها را فراهم کند. داده ها در طول فرآیند ثبت نام، که امکان دارد با توجه به نظر کاربر بوسیله انسان مدیریت شود، ضبط می‌شود.

۲-۱-۲- خطا در سیستمهای زیستی

دو نمونه از مشخصه‌های زیستی یکسان برای اشخاص یکسان بعلت نقص شرایط عکس برداری، تغییرات در مشخصه‌های رفتاری یا فیزیولوژیکی[10] یک کاربر، شرایط محیطی و اثر متقابل کاربر با سنسور، کاملا یکسان نیست[5]. بنابراین، پاسخ یک سیستم تطبیق زیستی یک امتیاز تطبیق خواهد بود $S(X_Q, X_I)$ (عموماً یک

[10] Physiologic

عدد) که کیفیت شباهت بین ورودی X_Q والگو X_I را ارائه می کند. امتیاز بالا برای سیستم زیستی، مشخص کننده این است که الگوها برای اشخاص یکسانی هستند. سیستم تصمیم گیری بوسیله آستانه t تنظیم می‌شود. جفت نمونه‌های زیستی که امتیاز بیشتر یا مساوی t را تولید کنند، بعنوان جفتهای همسان در نظر گرفته می‌شوند. جفت نمونه‌های زیستی که امتیاز کمتر از t را تولید کنند، بعنوان جفتهای غیر همسان در نظرگرفته می‌شوند. توزیع امتیاز تولید شده برای جفت نمونه‌های اشخاص یکسان توزیع اصلی[11] نامیده می-شوند و برای اشخاص متفاوت توزیع جعلی[12] نامیده می‌شوند. یک سیستم تصدیق زیستی دو نوع خطا را ایجاد می‌کند:

۱. اشتباه در اندازه‌گیری ویژگی زیستی که دو شخص متفاوت را اشخاص همسان در نظر می‌گیرد.(تطبیق غلط نامیده می شود)
۲. اشتباه در اندازه‌گیری دو ویژگی زیستی که برای اشخاص یکسانی است در حالیکه برای اشخاص متفاوت در نظر گرفته می‌شود. (عدم تطبیق غلط نامیده می‌شود)

خطای تطبیق غلط باعث پذیرش اشتباه و خطای عدم تطبیق غلط باعث رد کردن بی مورد فرد می شود. مساله ایجاد تعادل بین نرخ تطبیق غلط[13] (FMR) و نرخ عدم تطبیق غلط[14] ($FNMR$) در هر سیستم زیستی وجود دارد. در حقیقت، هر دو نرخ FMR و $FNMR$ تابعی از آستانه سیستم (t) می‌باشند. اگر آستانه کاهش پیدا کند، تا سیستم را در مقابل تغییرات ورودی و نویز مقاوم بسازد، FMR افزایش می‌یابد. از طرف دیگر، اگر آستانه افزایش یابد تا سیستم امنیتش بیشتر شود، $FNMR$ نیز متناظر با آن افزایش می‌یابد.

صحت یک سیستم زیستی وابستگی زیادی به کاربرد دارد. برای مثال، در بعضی از کاربردهای حقوقی همانند؛ شناسایی مجرمان یکی از موضوعات حساس طراحی نرخ $FNMR$ (و نه FMR) می‌باشد. یعنی، ما

[11] Genuine distribution
[12] Impostor distribution
[13] False Matching Rate
[14] False Nan-Matching Rate

نمی‌خواهیم شناسایی یک مجرم را، حتی اگر شده با انجام آزمایش‌های دستی بر روی تعداد زیادی از تطبیق-های بالقوه نادرست که بوسیله سیستم زیستی تولید می‌شوند، از دست بدهیم. در طرف دیگر قضیه، شاید FMR یکی از فاکتورهای بسیار مهم در کاربردهای کنترل دسترسی با امنیت بالا باشد، که هویت اولیه مشخص شود که جعلی است. (اگرچه ما نگران ناراحتی که ممکن است برای کاربرهای قانونی و مشروع بعلت نرخ $FNMR$ بالا پیش آمده هستیم). تعدادی از کاربردهای در حوزه شهری وجود دارند که کارآیی آنها نیازمند قرارگرفتن بین این دو حد می‌باشند، که هر دو FMR و $FNMR$ باید در نظر گرفته شوند. برای مثال، در کاربردهایی همانند یک کارت ATM یک تطبیق نادرست معنی‌اش از دست دادن چندین هزار تومان است در حالیکه یک $FNMR$ بالا پتانسیل از دست دادن مشتری اصلی را نیز دارند.

۲-۲- سیستمهای تأیید امضاء

امضاها را با توجه به چگونگی جمع‌آوری و ویژگی‌های قابل استخراج از آنها، به دو گروه تقسیم می‌کنند: امضاء برخط[۱۵] و امضاء برون‌خط[۱۶] .

- امضاء برون‌خط: در این حالت، امضاءهایی که به وسیله قلم بر روی کاغذ نوشته می‌شوند و معمولاً برای تأیید مطالب موجود در اسناد و مدارک و نوشته ها بکار می‌رود، تصویرشان توسط اسکنر[۱۷] یا دوربین دیجیتال وارد کامپیوتر می شود. در این نوع امضا فقط اطلاعات مکانی وجود دارد و اطلاعات زمانی از قبیل سرعت وشتاب از بین می‌رود.
- امضاء برخط : در این حالت، امضاءهای کاربرها توسط ابزارهای الکتریکی از قبیل صفحه رقومی کننده[۱۸] ثبت می‌شوند و امضاء به صورت رشته زمانی در زمان حقیقی توسط کامپیوتر ذخیره می‌شود. در این نوع امضاء علاوه بر اطلاعات مکانی، اطلاعات زمانی نیز حفظ می‌شوند[۶].

---

[15] On line
[16] Off line
[17] Scanner
[18] Tablet

تأیید امضاء بر خط اتوماتیک یک شیوه جدید و در عین حال هوشمندانه است، که با بسیاری از کاربردهای عملی دیگر رقابت می‌کند. نیاز به تأیید امضاء بر خط اتوماتیک بسرعت یک جزء مهم در حوزه‌های تجارت الکترونیک، بازرگانی و کنترل دسترسی به اطلاعات شده است[۷].

برای یک سیستم تأیید امضاء برخط با توجه به شرایط آزمایش و محیط، سه نوع جعل را میتوان تعریف کرد[۶]:

- جعل ساده[۱۹] : که در آن جاعل تلاش نمی‌کند که امضاء اصلی را رسم یا شبیه سازی کند.
- جعل تصادفی[۲۰] : که در آن جاعل از امضاء خودش بعنوان جعل استفاده می‌کند.
- جعل حرفه‌ای[۲۱] : که در آن جاعل سعی و تمرین می‌کند که امضاء را بسیار نزدیک به امضاء اصلی رسم نماید و تا جائیکه ممکن است به اطلاعات شکلی و زمانی امضائی که جعل می‌شود، دست می‌یابد.

باید توجه داشت، آن جعلی که از نقطه نظر امنیتی بسیار ضربه می زند، آخرین نمونه جعل است. به این دلیل، بعضی از پایگاههای داده مناسب برای توسعه سیستم وجود دارند که شامل بعضی جعلهای آموزش داده شده می باشند.

تشخیص افراد بوسیله یک سیستم تأیید امضاء برخط مجموعه جالب از سودمندی را دارد[۸]:

- در مقابل حمله جاعل مقاوم است. اگرچه یک شخص می‌تواند بیاموزد که در رفتاری کاملاً مشابه شخص دیگری امضاء کند، اما در عمل بسیار سخت است که اطلاعات پویا[۲۲] (فشار، زاویه قلم با صفحه و زاویه حرکت قلم با محور مختصات روی صفحه) را برای هر نقطه امضاء جایگزین کند، به

[19]Simple forgery
[20]Random forgery
[21] Skill forgery
[22] Dynamic

دلیل اینکه نمی‌تواند بوسیله کپی یک امضاء نوشته شده یا بوسیله مشاهده کردن امضاء یک شخص این اطلاعات را بدست آورد.

- در بسیاری از معاملات تجاری و قانونی و دولتی بعنوان یک روش تأیید افراد پذیرفته شده است. امضاءها بطور سنتی نقش سند (مدرک) قانونی را ایفا می‌کنند. بنابراین، بعنوان یک عمل غیر مزاحم برای افراد بشمار می‌رود، و می‌تواند بر بعضی از مشکلات جمع آوری داده غلبه پیدا کند.
- کاربر می‌تواند امضاء خودش را عوض کند. یک مشکل جدی ویژگی های زیستی هنگامیکه با روشهای کلاسیک کلمه عبور و علامت شناسایی مقایسه می‌شوند، اینست که در حالیکه امکان دارد که یک شماره کارت جدید بدست آید، امکان این نیست که هر داده زیستی را جایگزین کرد، که آخرین آن ثابت بماند. امضاء یک استثناء است، زیرا کاربرها می‌توانند امضاءشان را تعویض کنند.
- حافظه کمتری برای ذخیره‌سازی امضاء برخط (برای هر امضاء در حدود ۱ تا ۵ کیلو بایت) نسبت به سایر ویژگی های زیستی همانند اثرانگشت و عنبیه و یا تشخیص چهره لازم است که کار را برای انتقال و یا ارسال اطلاعات راحت تر می‌کند.

با توجه به دلایل فوق‌الذکر برای تأیید هویت افراد، امضاء بر خط مورد توجه قرار گرفته است. در این پایان‌نامه ما بر روی امضاء بر خط تمرکز کرده‌ایم.

۲-۳- روشهای تأیید امضاء برخط

روشهای تأیید امضاء بر خط به دو گروه کلی تقسیم می‌شوند:

- روشهای پارامتری
- روشهای تابعی

۲-۳-۱- روشهای پارامتری

در روشهای پارامتری یک مجموعه از ویژگی‌های کلی برای توصیف امضاء استفاده می‌شود و ویژگی‌های امضاء مرجع[۲۳] با ویژگی‌های امضاء آزمایش[۲۴] مقایسه و تصمیم نهایی مبنی بر اصلی یا جعلی بودن امضاء گرفته می‌شود. در این روش امضاء به فرم فشرده بیان می‌شود، بنابراین تشکیل پایگاه داده برای آن به حافظه کمتری نیاز دارد و نیز پردازش ویژگی بسیار سریع انجام می‌شود. این روشها نسبت به تغییرات محلی خیلی پایدار هستند. همچنین در مواردی که افراد برای جلوگیری از جعل شدن امضاءهایشان، حاضر نیستند کل اطلاعات زمانی امضاء خود را در پایگاه داده قرار دهند، می‌توان از این روشها استفاده کرد. در این روشها با توجه به اینکه فقط ویژگی‌های امضا استخراج و ذخیره می‌شوند، امکان سوء استفاده از امضاءهای افراد وجود ندارد[۹].

مهمترین محدودیت این روشها، تمایز کم بین امضاءهای اصلی و امضاءهای جعلی است. با توجه به اینکه ویژگی‌ها از کل امضاء استخراج می‌شوند، در حقیقت یک نوع میانگین‌گیری بر روی آنها اعمال می‌شود و ویژگی‌های محلی از بین می‌روند. مشکل دیگر این روشها، انتخاب ویژگی‌های مناسب است. ممکن است، یک مجموعه از ویژگی‌ها برای یک امضاء مناسب، ولی برای امضاء دیگر مناسب نباشند، و به همین دلیل نرخ خطا بالاست.

۲-۳-۲- روشهای تابعی

در این روشها الگوی امضاء به صورت توابعی از زمان بیان می‌شود و ویژگی‌های امضاء به صورت محلی با هم مقایسه می‌شوند. این مقایسه می‌تواند نقطه به نقطه یا بخش[۲۵] به بخش انجام شود. در این روش اطلاعات بیشتری نسبت به روش پارامتری در اختیار داریم و همچنین میانگین‌گیری وجود ندارد، بنابراین این روش از قدرت تمایز بیشتری برخوردار است. با توجه به اینکه مدت زمان امضاء، حتی برای امضاءهای یک فرد متفاوت

---

[23] Reference
[24] Test
[25] Segment

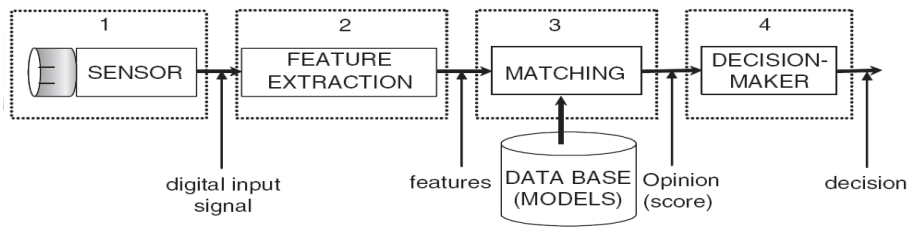
است از اینرو در مقایسه امضاءها، با رشته‌هایی با طول زمانی متفاوت برخورد خواهیم کرد. مهمترین مشکل این روش پیدا کردن تطابق بین نقاط متناظر دو امضاء است.

در این روشها شباهت بین توابع زمانی امضاءها محاسبه و به عنوان معیاری برای اصلی یا جعلی بودن امضاء استفاده می‌شود. در حالت کلی، این روشها نسبت به روشهای پارامتری کارآیی بهتری دارند اما به محاسبات بیشتری نیاز دارند ولی با توجه به پیشرفت تکنولوژی و در دسترس بودن رایانه‌های سریع این محاسبات مشکلی برای ما ایجاد نمی‌کند و دقت سیستم تأیید امضاء نسبت به حجم پردازش اطلاعات اهمیت بیشتری دارد، به همین دلیل اخیرا بیشتر از روشهای تابعی برای تأیید امضاء برخط استفاده می‌شود.

۲-۴- بخشهای مختلف سیستم تأیید امضاء

در حالت کلی سیستم تأیید امضاء برخط از بخشهای زیر تشکیل می‌شود[۷]:

- اخذ امضاء
- پیش پردازش
- استخراج ویژگی
- مقایسه
- تصمیم‌گیری
- ارزیابی کلی سیستم



شکل(۲- ۱) بخشهای مختلف یک سیستم تأیید امضاء[7]

در مرحله جمع‌آوری امضاءها متناسب با نوع سیستم، سیگنال‌های امضاء یا تصویر امضاء گرفته می‌شود و به عنوان داده‌های خام وارد سیستم می‌شود. در مرحله پیش‌پردازش، عملیاتی از قبیل نرمالیزه کردن[۲۶] امضاء و حذف چرخش ممکن است انجام شود و در مرحله استخراج ویژگی، ویژگی‌های مناسب استخراج و جایگزین امضاء می‌شوند. در مرحله مقایسه، با وارد کردن نام یا شماره شناسایی و یا کارت مغناطیسی صاحب امضاء، الگوی مربوط به او انتخاب و با امضاء وارد شده مقایسه و میزان شباهت آنها محاسبه می‌شود. الگوی امضاء برای هر فرد ممکن است ویژگی‌های استخراج شده از امضاءهای اصلی یا همه سیگنال‌های یکی از امضاءهای آن فرد باشد که در مرحله ثبت نام تعیین می‌شود.

در مرحله تصمیم‌گیری، نتیجه مرحله مقایسه که معمولاً یک مقدار عددی است با یک حد آستانه مقایسه و نتیجه به صورت رد یا قبول برای الگوی مشخص اعلام می‌شود.

در مرحله ارزیابی کلی سیستم، میزان خطای سیستم تأیید بررسی می‌شود.

وقتی که یک امضاء وارد سیستم تأیید امضاء می‌شود چهار حالت وجود دارد:

- امضاء اصلی تأیید می‌شود.
- امضاء جعلی رد می‌شود.
- امضاء اصلی رد می‌شود.
- امضاء جعلی تأیید می‌شود.

حالتهای ۱ و ۲ برای سیستم تأیید امضاء ایده‌آل هستند و حالتهای ۳ و۴ خطاهای سیستم تأیید امضاء هستند.

برای ارزیابی سیستم تأیید امضاء، میزان خطای تأیید امضاء جعلی FAR[۲۷] و میزان خطای رد امضاء اصلی FRR[۲۸] محاسبه می‌شود. با توجه به اینکه FAR و FRR با هم نسبت عکس دارند یعنی اگر ترشلد پذیرش

[26] Normalization
[27] False acceptance rate
[28] False rejection rate

امضاء را به نحوی تغییر دهیم که FAR کاهش پیدا کند، باعث افزایش FRR می‌شود بنابراین برای مقایسه سیستم‌های تأیید امضاء از معیار EER[۲۹] استفاده می‌شود.

۲-۵- مشکلات سیستم‌های تأیید امضاء بر خط

- وجود تغییرات درون کلاسی[۳۰] برای امضاهای اصلی افراد

بعضی از مردم تغییرات زیادی را بین تحقق امضاءهای خودشان، اساساً بدلیل نداشتن عادت، به نمایش می گذارند. یک سیستم تأیید امضاء اتوماتیک فقط هنگامی عملی می‌شود که سیستم به تغییرات داخل کلاس حساس نباشد ولی به تغییرات بین کلاس ها حساس باشد. این محدودیت برای این زیر مجموعه جمعیتی می‌تواند با جمع آوری یک سری از امضاءها برای ثبت نام غلبه پیدا کند[۱۰]. همچنین آزمایش نیز باید در شرایط همسان با ثبت نام انجام شود. (موقعیت نشستن یا ایستادن، منطقه‌ای برای قرار گیری دست در حین امضاء) امضاءها با زمان تغییر می‌کنند و بوسیله شرایط فیزیکی و احساساتی امضاء کننده تأثیر می‌پذیرد.

- قابلیت تقلب پذیری

همانطور که می‌دانید امضاء یک مشخصه کاملا یکتا نیست و امکان دارد بطور تصادفی امضاء دو فرد شبیه یکدیگر باشد، و یا اینکه یک فرد می‌تواند با تمرین فراوان امضاء افراد را تقلید کند، جاعلین حرفه‌ای می‌توانند امضاءها را بازنویسی کنند تا اینکه سیستم تأیید امضاء را فریب دهند. این مخصوصاً برای تشخیص امضاء برون خط مهم می باشد.

---

[29] Equal error rate
[30] Intra-class

۲-۶- مروری بر کارهای گذشته

برای تأیید امضاء برخط تاکنون روشهای زیادی پیشنهاد شده است. در این بخش چند نمونه از این روشها که تا حدودی شبیه سیستم تأیید امضای پیشنهادی در این پایان‌نامه هستند، بررسی می‌شوند.

ساتو[۳۱] در [۱۱] در حوزه تأیید امضاء برخط با استفاده از روشهای تابعی یکی از اولین الگوریتم هایی که موفق بوده را پیشنهاد کرده است. این سیستم از اندازه گیری شبه فاصله‌ای[۳۲] سه عنصر شکل امضاء، حرکت قلم و فشار قلم با استفاده از مختصات امضاء و تابع فشار قلم در طول فرآیند امضاء استفاده می‌کند که بعنوان پیچش زمانی پویا[۳۳] شناخته شد. آنها خطای قابل قبولی را گزارش کرده اند، صحت سیستم بالاتر از ۹۰٪ می‌باشد، این سیستم بر روی امضاء ژاپنی همراه با نمونه های جعلی اعمال شد.

ریوجا[۳۴] در[۱۲] از ویژگی‌های مختصات نقاط شروع و پایان، سرعت حرکت قلم در جهت x و y، سیگنال فشار، نواحی با فشار زیاد و نواحی با سرعت بالا در جهت x و y برای تأیید امضاء استفاده کرد و برای محاسبه شباهت بین امضاءها از شبکه عصبی استفاده کرد. در این روش برای آموزش شبکه عصبی برای هر فرد از ۶۰ نمونه امضاء اصلی او استفاده شده است. این سیستم بر روی یک مجموعه امضاء متشکل از ۱۴۰۰ امضاء اصلی و جعلی از ۱۴ نفر آزمایش شد که نرخ خطای پذیرش امضاء جعلی ۲٪ و نرخ خطای رد امضاء اصلی۱/۸٪ برای این سیستم گزارش شده است.

جین[۳۵] در[۱۳] از صفحه رقومی کننده حساس به فشار برای جمع‌آوری امضاءها استفاده کرد. بعد از پیش پردازش‌های لازم (هموارسازی[۳۶] و نرمالیزه کردن اندازه) چندین ویژگی محلی از قبیل اختلاف بین مختصات x و y دو نقطه متوالی، انحنا و سرعت قلم در جهت‌های x و y را استخراج کرد. تعداد دفعات برداشتن قلم از روی صفحه تنها ویژگی کلی استفاده شده در این روش است که برای محاسبه شباهت از آن استفاده شده

---

[31] Sato
[32] pseudo-distance
[33] dynamic time warping
[34] Rioja
[35] Jain
[36] Smoothing

است. شباهت بین امضاء آزمایش و امضاء الگو بوسیله ترکیب خطی هزینه[۳۷] تطابق ویژگی‌های محلی و اختلاف تعداد دفعات برداشتن قلم از روی صفحه محاسبه شده و سه ملاک متفاوت، کمترین، بیشترین و میانگین شباهت امضاء آزمایش با مجموعه امضاءهای الگو برای تأیید امضاء، مورد بررسی قرار گرفته و حد آستانه عمومی و حد آستانه وابسته به هر فرد برای تأیید یا رد امضاء بررسی شده است. این روش بر روی یک مجموعه امضاء و برای جعل تصادفی آزمایش شده است و برای ملاک کمترین شباهت و حد آستانه وابسته به افراد، بهترین نتایج گزارش شده است. این سیستم دارای ۲/۸٪ خطای قبول امضای جعلی و۱/۶٪ خطای رد امضاء اصلی است.

نیلوا[۳۸] در[۸] ادعا کرده است که سازگاری ویژگی‌های دینامیکی امضاء خیلی کمتر از اطلاعات مربوط به شکل امضاء است او در کار خود بعد از نرمالیزه کردن اندازه و حذف چرخش امضا از مختصات x وy نسبت به مرکز جرم امضا استفاده کرد. این توابع به نحوی نرمالیزه شده‌اند که میانگین صفر داشته باشند. در این روش برای مقایسه امضای ورودی با امضاءهای الگو، بعد از یافتن تطابق بین آن امضاء و امضاءهای الگو، هزینه تطابق به عنوان یک ویژگی کلی در نظر گرفته می‌شود و شباهت نهایی بوسیله ترکیب خطی هزینه‌های تطابق محاسبه می‌شود.

این سیستم بر روی سه مجموعه امضاء متفاوت که مجموعه اول، ۹۰۴ امضاء اصلی از ۵۹ نفر و ۳۲۵ امضاء جعلی از ۱۰ جاعل، مجموعه دوم، ۹۸۲ امضاء اصلی و ۴۰۱ امضاء جعلی از ۱۰ جاعل و مجموعه سوم، ۷۹۰ امضاء اصلی از ۴۳ نفر و ۴۲۴ امضاء جعلی از ۱۰ جاعل تشکیل شده، آزمایش شده است و به ترتیب EER برابر با ۳٪ ،۲٪ و ۵٪ برای این مجموعه امضاءها گزارش شده است.

دولفینگ[۳۹] در [۱۴] از سیگنال‌های x ،y و فشار برای تأیید امضاء استفاده کرد و امضاء را به چندین بخش تقسیم نمود. برای تعیین مرز بخشها از سیگنال سرعت در جهت y استفاده و نقاطی که برای آنها $V_y = 0$ است را به عنوان مرز بخشها انتخاب کرد. برای هر قطعه ۱۴ ویژگی مکانی و ۱۸ ویژگی زمانی استخراج کرد. سپس

[37] Cost
[38] Nalwa
[39] Dolfing

با استفاده از یک آنالیز تفکیک کننده خطی[40] مقادیر تفکیک پذیر مشخصه‌های متفاوت را مقایسه نمود، تا یک مجموعه از بهترین مقادیر تفکیک پذیر از میان تمام ویژگیها را معین کند. این روش مستقیماً فضای ویژگی اصلی را جستجو می‌کند، تا بهترین مجموعه ویژگی را بیابد. پس از آن یک برچسب کلاس برای هر بردار ویژگی ایجاد کرد. هر امضاء را با یک مدل مخفی مارکف[41] چپ به راست[42] مدل کرد و توابع احتمال این مدل را در مرحله آموزش بدست آورد. کلاسهای بدست آمده در بالا حالتهای مدل مخفی مارکوف می‌باشند. تعداد حالتهای این مدل برابر با ۰/۸ تعداد بخشها در نظر گرفته شده است. برای تأیید امضاء، شباهت امضاء ورودی با مدل بدست آمده در مرحله آموزش، به وسیله الگوریتم ویتربی[43] محاسبه شده و با مقدار آستانه برای پذیرش امضاء مقایسه شده است. این سیستم بر روی مجموعه امضاءهای متشکل از ۱۵۳۰ امضاء اصلی و ۳۰۰۰ امضاء جعلی غیر حرفه ای از ۵۱ نفر آزمایش شده و ٪۲/۴۵ =EER برای این مجموعه امضاءها بدست آمده است.

سیلوا[44] در [۱۵] از سیگنالهای x و y برای تأیید امضاء بر خط استفاده می‌کند. بعد از پیش پردازش (نمونه‌برداری مجدد برای تبدیل امضاء بشکل یکنواخت و تصحیح جابجایی و چرخش) تبدیل ویولت[45] برای استخراج ویژگی اعمال می‌شود، که این ویژگیها شامل تابع گذر صفر جزئیات و تابع تقریب می‌باشند. از تابع ویژگی اول برای مقایسه غیر خطی با استفاده از پیچش زمانی پویا استفاده می‌شود و نتیجه بعنوان رد یا قبول با میزان حد آستانه سنجیده می‌شود.

این سیستم بر روی یک مجموعه امضاء متشکل از ۱۲۰ امضای اصلی و ۱۲۰ امضاء جعلی حرفه‌ای از ۴ نفر بدست آمد،که خطای قبول امضاء جعلی صفر و خطای رد امضاء اصلی ٪۳۰ گزارش شده است.

---

[40] Linear discriminate analysis
[41] Hidden markov model
[42] Left to right
[43] Viterbi
[44] Silwa
[45] Wavelet

شفیعی و ربیعی در[۱۶] از نقاط مهم امضاء برای بخش بندی با طول متغیر استفاده کردند. بعد از پردازش اولیه، برای هر بخش یک بردار ویژگی مستقل از مقیاس و جابجایی از قبیل سرعت متوسط، شتاب متوسط، فشار متوسط و مکان نقطه با اهمیت بخش را استخراج کردند و از این ویژگی‌ها برای آموزش سیستم تأییدی که بر مبنای مدل مخفی مارکف کار می‌کند، استفاده کردند.

این سیستم بر روی یک مجموعه امضاء متشکل از ۶۲۲ امضای اصلی و ۱۰۱۰ امضاء جعلی حرفه‌ای از ۶۹ نفر آزمایش شد و خطای قبول امضاء جعلی ۴٪ و خطای رد امضاء اصلی ۱۲٪ گزارش شده است.

لی[۴۶] در [۱۷] سیستم تأیید امضاء برخطی را ارائه می‌کند که از یک تکنیک بخش بندی بر پایه پیچش زمانی پویا استفاده می‌کند که این تکنیک در بهبود برقراری تناظر بین نقاط چندین امضاء از یک نویسنده موثر است. ویژگیهای بخشهای بوجود آمده بدین روش بوسیله یک مدل پیشگوئی خطی استخراج می‌شوند. و در پایان، کارآیی سیستم تأیید امضاء با یک طبقه بند شبکه عصبی ارزیابی می‌شود که نتیجه آن بهبود معنی داری را نسبت به نتایج قبلی که بر پایه بخش بندی یکنواخت بودند، نشان می‌دهد. این الگوریتم بر روی یک مجموعه امضاء، که از ۱۶ کاربر مختلف در طول ۱۵ قسمت جمع آوری شده است، برای هر نفر ۱۵۰ امضاء حاصل شده است، آزمایش می شود.

نتایج الگوریتم در صورتی که ضرایب مدل پیشگوئی کننده که بعنوان ورودی شبکه عصبی استفاده می شود، از بخش بندی بصورت یکنواخت حاصل شده باشد، بصورت ۰/۸۸٪ =FRR و۰/۶۷٪ =FAR خواهد بود. در صورتی که این ضرایب از بخش بندی با استفاده از DTW باشد نرخ خطا بصورت ۰/۲۵٪ =FRR و ۰/۲۵٪ =FAR خواهد بود.

نانی[۴۷] و لومینی[۴۸] در [۱۸] از سه ویژگی توالی مختصات y ، تفاوت مختصات x بین دو نقطه متوالی و زاویه قلم روی صفحه استفاده کردند. آنها در این روش هر ویژگی محلی بدست آمده از مرحله استخراج ویژگی

[46] Lee
[47] Nanni
[48] Lumini

را توسط تبدیل ویولت به عنوان فیلتر پائین گذر پردازش کردند و سپس برای کاهش ابعاد بردار ویژگی از تبدیل کسینوسی گسسته(DCT[۴۹]) استفاده کردند. نهایتا مقادیر ویژگیها برای هر فرد را به متوسط صفر و انحراف معیار ۱ نرمالیزه کردند. در این روش تشخیص امضاء به عنوان یک مساله کلاسه بندی یک کلاسه بررسی شده است. آنها برای بررسی عملکرد روش خود از پایگاه داده MCYT که شامل ۱۰۰ نفر است و برای هر نفر ۲۵ امضای جعلی حرفه ای و ۲۵ امضای اصلی بدست آمده است ، استفاده کردند، و مقدار خطای کلی را برای امضاهای جعلی حرفه ای ۹/۸٪ و برای امضاهای جعلی تصادفی ۵/۸٪ بدست آوردند.

گوپتا[۵۰] و جویسی[۵۱] در [۱۹] روشی را برای بدست آوردن شکل امضاء ارائه کردند. آنها برای بدست آوردن شکل امضاء نقاط مینیمم و ماکزیمم محلی نمودارهای x و y امضاء را مشخص کردند و سپس از سمبلهای A و B برای ماکزیمم و مینیمم محلی منحنی x و سمبلهای C و D برای ماکزیمم و مینیمم محلی منحنی y و سمبل P برای نقاطی که قلم از روی کاغذ برداشته می شود استفاده کردند و امضاء را توسط رشته ای از سمبلها نشان دادند. آنها در این روش برای بهبود عملکرد سیستم تعدادی ویژگی عمومی امضاء را به اطلاعات اکسترمم ها اضافه کردند و طی یک فرایند دو مرحله ای از ویژگیهای عمومی علاوه بر نمایش رشته ای شکل امضاء استفاده کردند. مرحله اول شامل استفاده از هفت ویژگی دینامیکی (زمان کلی امضاء ، تعداد تغییر علامتهای سرعتهای x و y و شتابهای x و y ، زمان قلم ـ بالا و طول کل مسیر امضاء) است و در مرحله دوم از نمایش رشته ای اکسترمم ها استفاده کردند. در هر دو مرحله از 5 امضاء مرجع به همراه ترشلد های مختلف استفاده کردند. فرایند تصدیق شامل گذشتن از مرحله اول و دوم با موفقیت است . آنها در این روش از پایگاه داده ای شامل 60 نفر که برای هر یک 15 امضاء اصلی و 5 امضاء جعلی حرفه ای وجود دارد، استفاده کردند و با استفاده از ترشلدهای مستقل برای هر فرد، EER امضاءهای جعلی حرفه ای را ۲/۵٪ و EER امضاءهای جعلی تصادفی را ۱/۵٪ بدست آوردند.

---

[49] Discrete Cosine Transform
[50] Gupta
[51] Joycee

۲-۷- مجموعه امضاءهای مورد استفاده در این پایان‌نامه

در این پایان نامه از دو پایگاه داده مختلف برای تست الگوریتم پیشنهادی استفاده شده است.که در ادامه هرکدام را بصورت مجزا توضیح می‌دهیم.

۲-۷-۱- پایگاه داده SVC2004

یکی از این پایگاه داده ها مجموعه امضاءهای نخستین مسابقه بین اللملی تأیید امضاء[۵۲] SVC2004 می‌باشد. این مجموعه امضاء به منظور ارزیابی سیستم‌های تأیید امضاء شرکت کننده در این مسابقه، جمع‌آوری شده است.

برای جمع‌آوری این مجموعه از صفحه رقومی‌کننده Wacom Intuos Tablet استفاده شده و از هر نفر ۲۰ امضاء اصلی گرفته شد و افراد دیگر امضاء او را جعل کردند و ۲۰ امضاء جعلی برای هر نفر بدست آمده است. امضاءهای اصلی و جعلی ۴۰ نفر در سایت اینترنتی این مسابقه در اختیار عموم قرار داده شده است[۲۰].

اطلاعات امضاء هر فرد در یک فایل متنی ذخیره گردیده است. این فایل در ابتدا شامل یک عدد می‌باشد که نشان دهنده تعداد کل نمونه‌های اخذ شده یک امضاء است. در زیر آن ۷ ستون قرار دارد که بترتیب از چپ به راست شامل: (ستون اول): مختصاتx، (ستون دوم): مختصات y، (ستون سوم): زمان (t) متناظر با هر نمونه، (ستون چهارم): حالت قلم که یا صفر است(نشان دهنده اینکه قلم-بالا است) و یا یک است (نشاندهنده این است که قلم-پایین است.)، (ستون پنجم): زاویه قلم با صفحه (Azimuth) را نشان می‌دهد، (ستون ششم): زاویه حرکت قلم بر روی صفحه با محور xها (Altitude) را نشان می‌دهد و (ستون هفتم): که فشار قلم (p) را نشان می‌دهد.

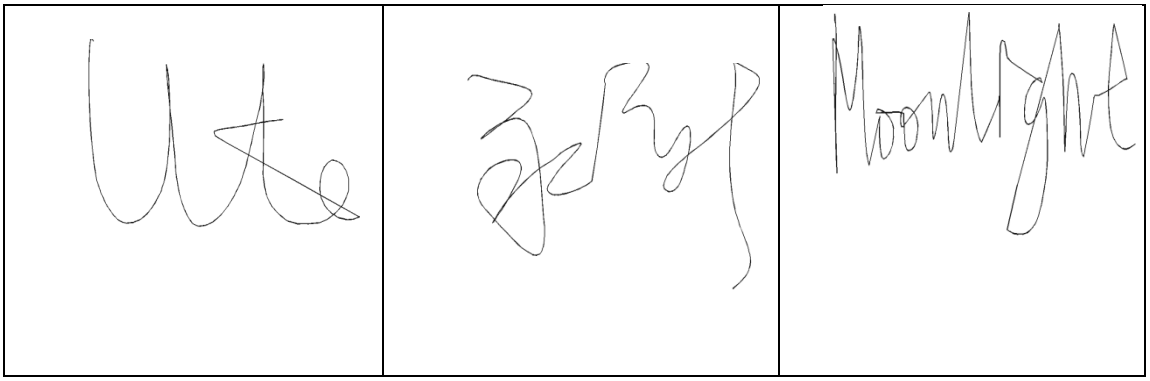
با توجه به اینکه فرد جاعل شکل و اطلاعات زمانی امضاءها را در اختیار دارد و همچنین فرصت کافی برای تمرین کردن به او داده می‌شود، امضاءهای جعلی این مجموعه جعل حرفه‌ای محسوب می‌شوند. این مجموعه

[52] First international signature verification competition

شامل ۸۰۰ امضای اصلی و۸۰۰ امضاء جعلی است. مزیت استفاده از این مجموعه این است که به راحتی می‌توان نتایج بدست آمده از این پایان‌نامه را با نتایج تیمهای شرکت کننده در اولین مسابقه تأیید امضا مقایسه کرد. زیرا مقایسه نرخ خطای دو سیستم تأیید امضاء زمانی درست است که مجموعه امضاءها و شرایط آزمایش یکسان باشد.

در جدول(۲-1) شکل هندسی چند نمونه از امضاهای مجموعه SVC2004 نشان داده شده است.

جدول(۲- ۱) شکل هندسی چند نمونه از مجموعه امضاءهای SVC2004



۲-۷-۲- پایگاه داده امضاءهای ایرانی

برای ارزیابی بیشتر الگوریتم، ما تصمیم گرفتیم که میزان کارآیی آنرا در مورد امضاءهای ایرانی نیز بسنجیم. برای اینکار از پایگاه دادهٔ امضاءهای ایرانی که توسط آقای ذوقی جمع آوری شده است، استفاده می کنیم[۴].

در این پایگاه داده برای جمع آوری نمونه های امضاء از یک صفحهٔ رقومی کننده *X-PEN* مدل *XP-5550A* که بیشتر به منظور جایگزینی برای موس در کارهای گرافیکی طراحی شده است، استفاده شده است. این وسیله حساس به فشار می‌باشد و ۱۰۲۴ سطح فشار را حس می‌کند. از دیگر مشخصات آن، سطح فعال

$4' \times 5.5'$ و نرخ نمونه برداری ۱۰۰ نمونه در ثانیه می‌باشد. ولی برخلاف رقومی کننده های Wacom زاویه قلم با صفحه و زاویه حرکت قلم در صفحه را ندارد.

اطلاعات امضاء هر فرد در یک فایل متنی ذخیره گردیده است. که این فایل متنی حاوی ۴ ستون می باشد که بترتیب از چپ به راست شامل: (ستون اول): مقدار x ، (ستون دوم): مقدار y ، (ستون سوم): مقدار فشار ***(p)*** و (ستون چهارم): زمان ***(t)*** هر نمونهٔ ذخیره شده از امضاء می‌باشد.

این پایگاه داده اطلاعات امضاء مربوط به ۵۰ نفر را ذخیره کرده است که از بین این افراد ۳ نفر زن و ۵ نفر چپ دست هستند، شرایط سنی متفاوت از ۱۷ سال تا ۵۰ سال و سطوح سواد مختلف از دیپلم تا فوق لیسانس در این پایگاه داده حضور دارند.

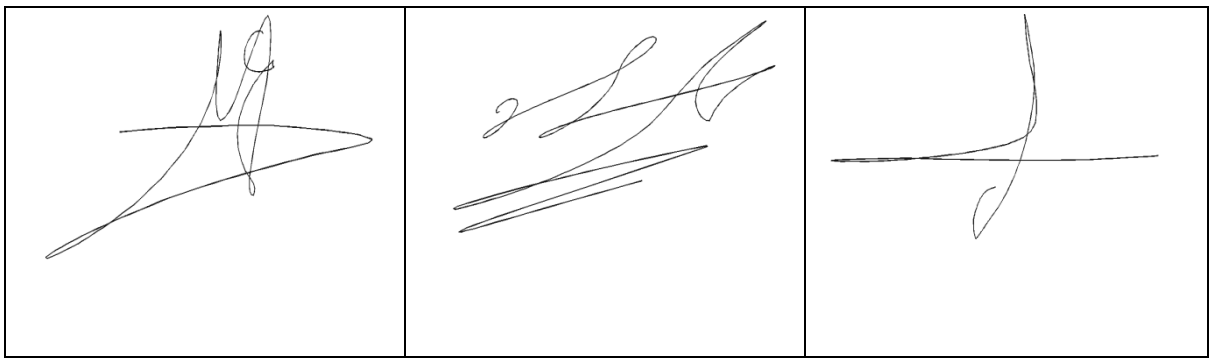
در این پایگاه داده برای جمع آوری امضاءهای اصلی، از هر فرد در ۲ یا ۳ نوبت تعداد ۷ تا ۱۰ امضاء با فاصله زمانی متفاوت از ۱ هفته تا ۱ماه، گرفته شده است و در کل برای هر نفر تعداد ۲۵ نمونه امضاء اصلی فراهم شده است. امضاءهای جعلی مورد استفاده در این پایگاه داده از نوع جعل حرفه‌ای است. به این دلیل که در بعضی موارد در حین امضاء کردن نویسنده اصلی، جاعل نیز در محل حضور داشته و نحوه امضاء فرد را می بیند و سپس با نشان دادن تصویر امضاء همان فرد و دقایقی تمرین بر روی آن، فرد جاعل مبادرت به جعل امضاء افراد می‌کند. و در بعضی از موارد نیز فرد جاعل در محل حضور نداشته و با نشان دادن تصویر امضاء و همچنین چگونگی حرکت امضاء اصلی به فرد جاعل، جاعل مبادرت به جعل می‌کند. برای جعل امضاء در این پایگاه داده بین ۲ تا ۳ نفر مختلف تعداد ۵ تا ۷ نمونه جعل امضاء را در مراحل مختلف انجام می دهند، که در نهایت برای هر نفر ۱۵ امضاء جعل حرفه‌ای جمع آوری شده است. این مجموعه شامل ۱۲۵۰ امضای اصلی و ۷۵۰ امضاء جعلی است.

جدول(۲-2) شکل هندسی چند نمونه از امضاهای پایگاه داده ایرانی را نشان می دهد.

۲-۸- نتیجه گیری

در این فصل ابتدا در مورد اجزاء تشکیل دهنده سیستمهای زیستی و خطا در آنها صحبت کردیم سپس بخشهای مختلف سیستمهای تایید امضاء و مشکلات آنها را مورد بررسی قرار دادیم. در ادامه مروری بر کارهای انجام شده در سیستمهای تایید امضاء بر خط نمودیم و در انتها پایگاههای داده مورد استفاده در این پایان نامه را معرفی کردیم.

جدول(۲- ۲) شکل هندسی تعدادی از نمونه‌های امضاءهای پایگاه دادهٔ ایرانی



فصل سوم

تبدیل میلین

3-۱- مقدمه

تبدیل میلین[۵۳] یک تبدیل کاملا" معروف در آنالیز الگوریتم‌هاست. این تبدیل بسیار شبیه تبدیلات لاپلاس و فوریه می باشد. این تبدیل در اواسط دهه ۶۰ میلادی برای حل یک سری مشتقات جزئی آورده شد و اصل کاربرد آن در مبحث تئوری اعداد می‌باشد. اخیرا" تبدیل میلین کاربردهای فراوانی در تئوری اطلاعات پیدا نموده است. پرکاربرد بودن این تبدیل از دو ویژگی بسیار مهم آن ناشی می‌شود. این تبدیل امکان کاهش معادلات برخی توابع را به حالت جبری می‌دهد و نگاشت مستقیمی بین بسطهای مجانب تابع نزدیک صفر یا بینهایت و مجموعه نقاط تکین تبدیل در صفحه مختلط ایجاد می‌کند[۲۱].

همچنین، تبدیل میلین در مهندسی برق، بعنوان نمونه برای بررسی و تحلیل سیستمهای کنترل موتور استفاده می‌شود. تبدیل میلین را نامتغیر نسبت به اندازه[۵۴] می‌نامند. این عبارت بدین معنی است که اگر دو سیگنال از لحاظ مقیاس (انبساط یا فشردگی تابع با ثابت نگه داشتن انرژی سیگنال اصلی) با هم فرق داشته باشند، اندازه تبدیل میلین دو تابع با هم برابر است.

با توجه به این نکته که معمولا امضاءهای یک فرد در اندازه های مختلف می باشد و باید به طریقی در فرایند پیش پردازش این تغییرات اندازه را حذف کرد ما تصمیم گرفتیم با توجه به خاصیت تبدیل میلین، نا متغییر نسبت به اندازه، از این تبدیل در فرایند پیش پردازش سیگنالهای امضاء برای حذف اثرات ناشی از تغییرات اندازه امضاء استفاده کنیم. بنابراین در این فصل ابتدا تبدیل میلین و محدوده تعریف آنرا و رابطه این تبدیل با تبدیلات دیگر را بررسی می کنیم و در نهایت الگوریتم مناسبی برای محاسبه تبدیل میلین سیگنالهای گسسته ارائه می کنیم که به کمک آن بتوان تبدیل میلین سیگنالهای امضاء را محاسبه نمود.

---

[53] Mellin transform
[54] Scale invariant

3-۲- تعریف تبدیل میلین

فرض کنید تابع حقیقی $f(x)$ به ازای مقادیر مثبت x تعریف شده است. تبدیل میلین تابع $f(x)$ با $M_f(p)$ نشان داده می شود. تبدیل میلین این تابع بصورت زیر تعریف می‌شود:

$$M_f(p) = \int_0^{\infty} x^{p-1} f(x)\, dx \quad (۱-۳)$$

که در رابطه فوق $p = -jc + \beta$ تعریف شده و عددی مختلط است و آنرا پارامتر تبدیل میلین می‌نامیم. معکوس تبدیل میلین نیز از رابطه زیر بدست می‌آید:

$$f(t) = \int_{c-i\infty}^{c+i\infty} M_f(p)\, t^{-p}\, dp \quad (۲-۳)$$

در حالت کلی، در صورتی بازه پایینی x برابر با صفر تعریف می‌شود که قسمت حقیقی متغیر p بزرگتر از مقدار معینی باشد و بهمین ترتیب در صورتی بازه بالایی x را برابر با بینهایت قرار می‌دهیم که قسمت حقیقی p کوچکتر از مقدار مشخصی باشد. به این ترتیب برای متغیر تبدیل میلین یک بازه بدست می‌آید و آنرا اصطلاحا" محدوده تعریف تبدیل می‌نامند که در ادامه راجع به آن بحث می‌شود. بنابراین اگر تبدیل میلین تابع $f(x)$ به ازای تمام مقادیر x تعریف شده باشد، بر روی محور عمود بر صفحه مختلط p قرار می‌گیرد. بنابراین با در نظر گرفتن این شرایط برای تابع $f(x)$ می‌توان نشان داد که تبدیل میلین تابع $f(x)$ یا همان $M_f(p)$ یک تابع تحلیلی از p و قرار گرفته بر روی این محور است [۲۲].

وجود تبدیل میلین رابطه (۳-۱) به همگرایی انتگرال زیر بستگی دارد:

$$\int_0^{\infty} |\, f(t)\, | t^{p-1} dt < \infty \quad (۳-۳)$$

این یک شرط کلی برای وجود تبدیل میلین است. در صورتیکه $p = -jc + \beta$ در نظر گرفته شود، شرایط بیشتری را می‌توان بدست آورد، در حین اینکه معادله نیز ساده‌تر می‌شود.

پارامتر β به ما این امکان را می‌دهد تا با انتخاب مقادیر مختلف برای آن، تبدیلات مختلف با ویژگیهای متفاوت داشته باشیم. بعنوان نمونه اگر $\beta = 1/2$ باشد، تبدیل مقیاس[55] ایجاد می‌شود که در آن دامنه تبدیل مقیاس توابع $f(t)$ و $g(t) = \sqrt{\alpha} f(\alpha t)$ با هم برابر است. اگر $\beta = 0$ باشد، تبدیلی بدست می‌آید که نسبت به فشردگی یا انبساط محور زمان بدون تغییر است. با این تبدیل دو تابع $f(t)$ و $g(t) = f(\alpha t)$ به یک تابع نگاشت داده می‌شوند. بهمین علت این مجموعه از تبدیلات را تبدیل ***β*** میلین می‌نامند.

۳-۳- محدوده تعریف تبدیل میلین

تبدیل میلین را هیچگاه نباید بدون در نظر گرفتن محدوده تعریف آن محاسبه نمود. این محدوده مکان و موقعیت همگرایی تابع ر ا مشخص می‌کند. این محدوده نقش مهمی در پروسه تبدیل معکوس میلین دارد، مخصوصا" هنگامیکه از این تبدیل در تئوری اعداد استفاده گردد، این اهمیت بیشتر نیز خواهد شد. ایده اصلی، محاسبه تبدیل میلین یک سری و معکوس آن و در نهایت بدست آوردن یک بسط مجانب است. تبدیل معکوس میلین بر روی خط موازی با محور موهومی که در داخل محدوده تعریف قرار گرفته است، بدست می‌آید. بدون دانستن موقعیت محدوده تعریف، نمی‌توان انتگرال را محاسبه نمود، بعبارت دیگر نمی‌توان مشخص نمود که مقدار کدام مانده ها باید محاسبه گردد [۲۳].

محدوده تعریف تبدیل میلین از خصوصیتهای همگرایی انتگرال این تبدیل نشأت گرفته است. با توجه به رابطه (۳-۱) با تقسیم نمودن انتگرال به دو قسمت، مشابه زیر

$$M_f(p) = \left(\int_0^1 + \int_1^\infty \right) x^{p-1} f(x)\, dx \qquad (۳-۴)$$

با فرض اینکه تابع $f(x)$ بر روی محور حقیقی و مثبت انتگرال‌پذیر باشد، اولین انتگرال باید به صفر محدود گردد و دومی در بینهایت. با جایگذاری $p = -jc + \beta$ داریم:

---

[55] Scale transform

$$(۵-۳)\quad \left|\int_0^1 x^{p-1} f(x)\,dx\right| \le \int_0^1 x^{\beta-1} \left|f(x)\right| dx$$

و

$$(۶-۳)\quad \left|\int_1^\infty x^{p-1} f(x)\,dx\right| \le \int_1^\infty x^{\beta-1} \left|f(x)\right| dx$$

حال با در نظر گرفتن اینکه $f(x)$ یک تابع چند جمله‌ای از درجه u در حول و حوش صفر باشد، ($f(x) = O(x^u)$)، انتگرال اول در صورتی همگرا خواهد شد که

$$(۷-۳)\quad \beta + u - 1 > -1 \qquad \rightarrow \qquad \beta > -u$$

بهمین ترتیب فرض کنید که در بینهایت $f(x) = O(x^v)$. انتگرال دومی همگرا خواهد بود در صورتیکه

$$(۸-۳)\quad \beta + v - 1 < -1 \qquad \rightarrow \qquad \beta < -v$$

این دو شرط بیان کننده دو نیم صفحه می‌باشند. اولی نیم صفحه سمت چپ و دومی نیم صفحه سمت راست است. فصل مشترک این دو نیم صفحه، محدوده تعریف تبدیل است که آنرا با $(-u,-v)$ نشان می‌دهیم. خیلی اوقات اتفاق می‌افتد که تابع تصویر در کل صفحه پیوسته و تحلیلی است که این امر به ما امکان محاسبه انتگرال معکوس را با استفاده از انتقال خط انتگرالگیری به سمت راست یا چپ، می‌دهد. شایان ذکر است که میزان جابجایی محدود شده به محدوده تعریف تبدیل است.

بطور خلاصه، اگر $f(x)$ تابعی انتگرال‌پذیر در طول محور حقیقی و مثبت باشد و

$$(۹-۳)\quad f(x)_{x\to 0^+} = O(x^u) \qquad \text{و} \qquad f(x)_{x\to\infty} = O(x^v)$$

در اینصورت تبدیل میلین آن در داخل محدوده تعریف $(-u,-v)$ همگرا بوده و انتگرال معکوس میلین آن بر روی خط موازی با محور موهومی این محدوده، بدست می‌آید.

۳-۴- رابطه تبدیل میلین با تبدیلات دیگر

با توجه به تعریف تبدیل میلین، رابطه بسیار نزدیکی بین این تبدیل و تبدیل فوریه برقرار است. با جایگذاری $p=-jc+\beta$ در رابطه (۳-۱) و استفاده از تغییر متغیر $x=e^u$ داریم:

$$M_f(-jc+\beta)=\int_0^\infty f(x)\,x^{-jc+\beta-1}dx=\int_0^\infty f(x)\,e^{(-jc+\beta-1)\ln x}dx$$
$$=\int_{-\infty}^{\infty} f(e^u)\,e^{(-jc-1)u}e^{u\beta}(e^u du)=\int_{-\infty}^{\infty} e^{x\beta}f(e^x)\,e^{-jcx}dx \qquad (۱۰-۳)$$

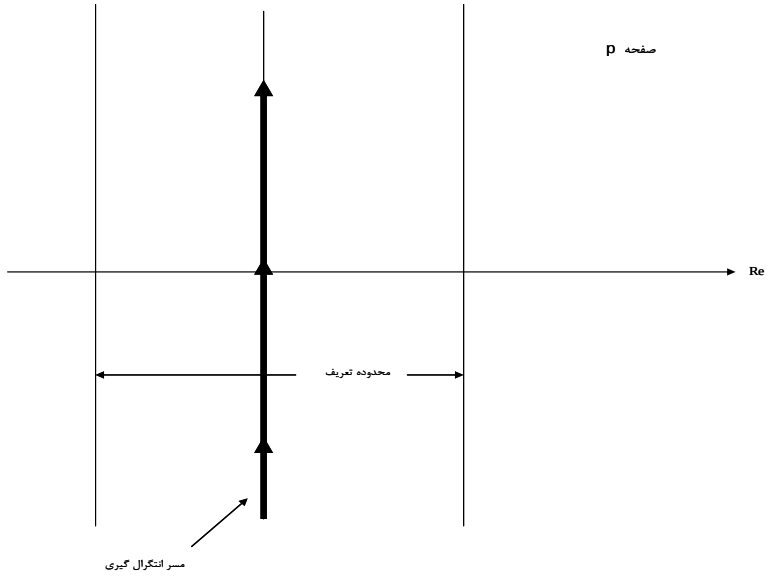
با مقایسه رابطه فوق با رابطه تبدیل فوریه به این نتیجه می‌رسیم که تبدیل میلین تابع $f(x)$ در واقع برابر با تبدیل فوریه تابع $g(x)$ است که در آن $g(x)=e^{\beta x}f(e^x)$ است. بعبارت دیگر

$$M_{f(x)}(p=-jc+\beta)=F\{e^{\beta x}f(e^x)\} \qquad (۱۱-۳)$$

همچنین با توجه به تعریف تبدیل لاپلاس، می‌توان نشان داد که

$$M_{f(x)}(p)=L\{f(e^{-x})\} \qquad (۱۲-۳)$$

در نتیجه، ویژگیهای زیادی را می‌توان با استفاده از روابط تعریف شده بین تبدیل میلین با تبدیلهای فوریه و لاپلاس بیان نمود [۲۴].



شکل(۳-۱)، مسیر انتگرالگیری در رابطه معکوس تبدیل میلین یک خط عمودی در صفحه مختلط p است

با استفاده از فرمول معکوس لاپلاس یا فوریه می‌توان تبدیل معکوس میلین رابطه (۳-۲) را بدست آورد که مسیر انتگرالگیری، همانگونه که در شکل(۳-۱) نشان داده شده است، خط عمودی محور مختلط p است. می‌توان اثبات کرد که رابطه معکوس تبدیل میلین به ازای $M_f(p)$ داده شده، تابعی یکتا بدست می‌آورد [۲۵].

همانطور که گفته شد، پارامتر تبدیل میلین یا همان p یک پارامتر مختلط است. در صورتیکه p را بصورت $p=-jc+\beta$ نشان دهیم با فرض اینکه $\beta_L<\beta<\beta_R$ باشد، مستقیما" با استفاده از تعریف (۳-۱) می‌توان ویژگیهای اولیه زیر را برای تبدیل میلین بدست آورد.

$$(۱۳-۳)\quad \begin{aligned} &M\{f(\alpha x)\}=\alpha^{-p}M\{f(x)\} && \beta_L<\beta<\beta_R,\quad \alpha>0\\ &M\{x^{\alpha}f(x)\}=M_f(p+\alpha) && \beta_L-\mathrm{Re}\{\alpha\}<\beta<\beta_R-\mathrm{Re}\{\alpha\}\end{aligned}$$

و

$$(۱۴-۳)\quad M\{f(x^{\alpha})\}=\frac{1}{|\alpha|}M_f(\frac{p}{\alpha}),\qquad \begin{cases}\alpha\beta_L<\beta<\alpha\beta_R, & if\ \ \alpha>0\\ \alpha\beta_R<\beta<\alpha\beta_L, & if\ \ \alpha<0\end{cases}$$

۳-۵- تبدیل میلین سریع

در ادامه این فصل به دنبال ارائه الگوریتمهایی جهت محاسبه تبدیل میلین سیگنالهای آنالوگ و بدنبال آن محاسبه تبدیل میلین سیگنالهای گسسته می‌باشیم. محاسبه تبدیل میلین پیوسته کار دشواری نیست، بدین علت که با توجه به معادلات (۳-۱۱) و (۳-۱۲) که رابطه بین تبدیل میلین با تبدیلات فوریه و لاپلاس را بیان می کند، می‌توان با استفاده از روابط انتگرالی و همچنین جدول (د-۱)، (پیوست د)، این انتگرالها را محاسبه نمود.

در کاربردهای واقعی، مانند پردازش سیگنال، صوت و تصویر، تابع پیوسته یا سیگنال اصلی به سختی در اختیار ما قرار دارد. بعبارت دیگر اکثرا" با یک سری رشته عددی یا بعبارت دیگر یک تابع گسسته که نمونه‌برداری شده تابع اصلی است، سر و کار داریم. به همین علت، ابتدا در مورد چگونگی محاسبه تبدیل میلین پیوسته بحث می‌کنیم و سپس تمرکز خود را بیشتر بر روی چگونگی محاسبه تبدیل میلین سیگنالهای گسسته می‌گذاریم.

۳-۶- محاسبه تبدیل میلین توابع پیوسته

ایده اصلی محاسبه تبدیل میلین از رابطه بین این تبدیل و تبدیل فوریه گرفته شده است. تبدیل میلین را می‌توان بصورت تبدیل فوریه انتقال یافته محور x در نظر گرفت. با توجه به رابطه (۳-۱) تبدیل میلین بصورت زیر بیان می‌شود:

$$M_f(p) = \int_0^\infty x^{p-1} f(x)\, dx \qquad (۱۵-۳)$$

با جایگزاری $\tau = \ln x$ یا معکوس آن $x = e^\tau$، که τ یک متغیر جدید است، محور x انتقال می‌یابد. در اینحالت

$$(۱۶-۳)\quad dx = e^{\tau} d\tau$$

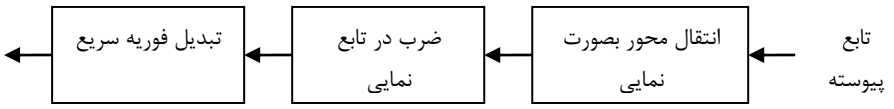
بعلاوه با این تعریف، محدود انتگرالگیری تغییر می‌کند. هنگامیکه $x = 0$ باشد، $\tau = \ln 0 = -\infty$ و بهمین ترتیب هنگامیکه $x = \infty$ شود، $\tau = \ln \infty = \infty$ خواهد شد. با اعمال این تغییرات در رابطه (۳-۱۵) داریم:

$$(۱۷-۳)\quad M_f(p) = \int_{-\infty}^{\infty} e^{\tau(p-1)} f(e^{\tau})(e^{\tau} d\tau)$$

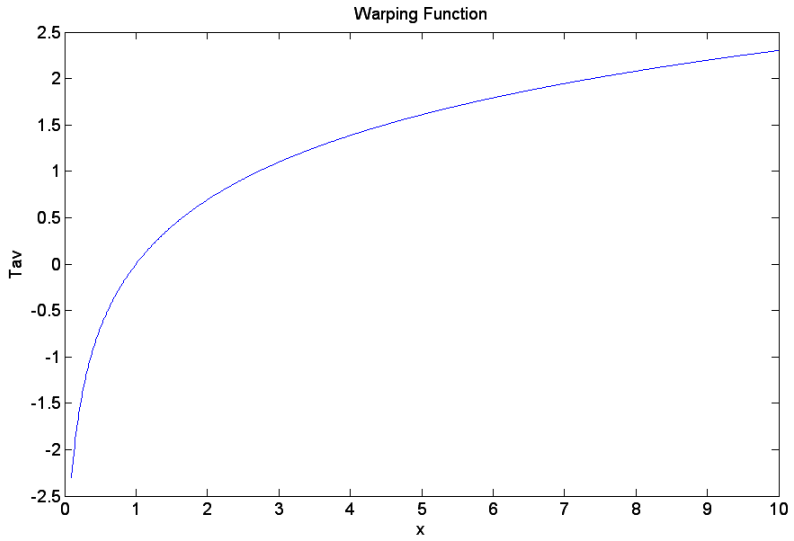
با مرتب سازی دوباره رابطه (۳-۱۷) و جایگزاری $p = -jc + \beta$ خواهیم داشت:

$$(۱۸-۳)\quad M_f(p) = \int_{-\infty}^{\infty} e^{\beta x} f(e^{x}) e^{-jcx} dx$$

رابطه فوق بیان می‌کند، تبدیل میلین تابع پیوسته $f(x)$ برابر با تبدیل فوریه تابع $g(x)$ است، که در آن $g(x) = e^{\beta x} f(e^{x})$. در بلوک دیاگرام نشان داده شده در شکل(۳-۲) تبدیل میلین یک تابع پیوسته معادل با انتقال محور x بصورت نمایی $(f(x) \to f(e^{x}))$ و سپس ضرب نمودن آن در تابع نمایی $e^{\beta x}$ و در نهایت محاسبه تبدیل فوریه آن است. برای درک بهتر مفهوم انتقال متغیر x نگاشت دو بعدی تبدیل از x به τ در شکل(۳-۳) نشان داده شده است.



شکل(۳-۲)، بلوک دیاگرام تبدیل میلین تابع پیوسته



شکل(۳-۳)، نمایش دو بعدی تابع انتقال محور x

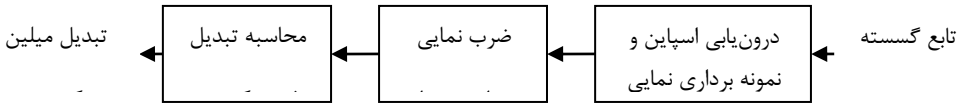
۳-۷- محاسبه تبدیل میلین توابع گسسته

در اکثرکاربردهای که ما با آنها سر و کار داریم، تابع اصلی یا پیوسته به سختی در اختیار ما قرار دارد و اکثرا با توابع گسسته که نمونه‌برداری شده تابع پیوسته هستند، سر و کار داریم. نمونه برداری پروسه‌ای است که در طی آن یک سیگنال آنالوگ (تابع پیوسته) به یک رشته عددی (تابع گسسته) تبدیل می‌شود. محاسبه تبدیل میلین گسسته امری نسبتا ضروری بنظر می‌رسد. یکی از راههای محاسبه این تبدیل، تقریب زدن انتگرال تبدیل رابطه (۳-۱۵) با استفاده از مجموع ریمن[۵۶] است[۲۶]. اما استفاده از این الگوریتم دارای پیچیدگی محاسباتی بسیار بالایی می‌باشد و در کاربردهای عملی مانند تشخیص الگو[۵۷] نمی‌توان از این الگوریتم استفاده نمود.

یکی از راههای دیگری که می‌توان از آن برای محاسبه تبدیل میلین گسسته استفاده نمود، تقریب زدن مقدار انتگرال رابطه (۳-۱۸) است. اینکار را می‌توان به کمک یک تابع که بصورت یکنواخت نمونه برداری شده

[56] Riemann sum
[57] Pattern recognition

است، انتقال آن بصورت نمایی، ضرب نمودن آن در یک تابع نمایی و در نهایت محاسبه تبدیل فوریه تابع حاصل، انجام داد. بلوک دیاگرام مراحل انجام اینکار در شکل(۳-۴) نشان داده شده است.



شکل(۳- ۴)، مراحل الگوریتم تبدیل میلین گسسته

همانطور که در شکل(۳-۴) نشان داده شده است، مشکل عمده جهت تقریب زدن این انتگرال، عملیات انتقال[۵۸] (درون‌یابی اسپاین[۵۹] و نمونه برداری نمایی) است. در این قسمت باید یک تابع یا بعبارت بهتر یک رشته عددی که بصورت یکنواخت نمونه برداری شده است را دوباره بصورت نمایی نمونه برداری کنیم.

۳-۷-۱- تئوری نمونه برداری

برای اجرای هر گونه تحلیلی با استفاده از کامپیوتر، بایستی تابع یا سیگنال اصلی به نمونه‌های گسسته در حوزه زمان گسسته کاهش یابد [۲۷]. پروسه‌ای که یک سیگنال را از حالت زمان پیوسته به حالت زمان گسسته تبدیل می‌کند را نمونه برداری گویند و این عمل با انتخاب نمونه‌های زمان پیوسته تابع اصلی در بازه‌های زمانی مشخص و ثابت T، که آنرا بازه نمونه برداری می‌نامیم، انجام می‌گیرد. کمیت $F_s = 1/T$ را نرخ نمونه‌برداری می‌نامیم.

شالوده اصلی تئوری نمونه برداری را می‌توان در چند قانون خلاصه نمود. اولین قانون مربوط به نمایش فرکانسی متغیرهای زمان گسسته با استفاده از تبدیل فوریه است.

---

[58] Wraping Operation
[59] Spline Interpolation

قانون اول: تبدیل فوریه یک تابع گسسته، تابعی از متغیرهای پیوسته ω است که پریودیک و با دوره تناوب 2π است.

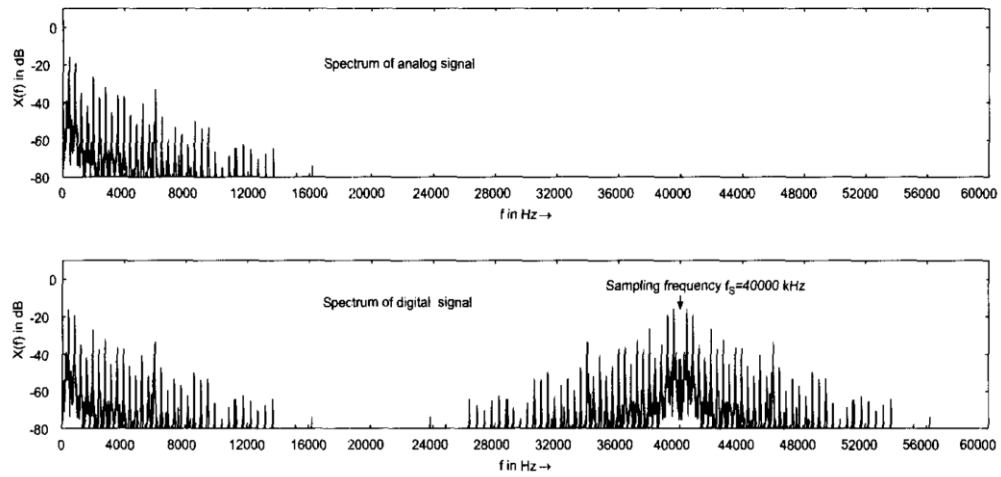
قانون دوم به ما این امکان را می‌دهد تا با سیگنالهای نمونه‌برداری شده، مانند تابعی از متغیرهای گسسته رفتار نماییم.

قانون دوم: با نمونه‌برداری از سیگنال زمان پیوسته $x(t)$ با بازه نمونه برداری T، یک تابع از متغیرهای گسسته n که در آن $x(n) \equiv x(nT)$ است، تولید می‌شود.

اگر طیف یک سیگنال را تبدیل فوریه انتقال یافته آن بنامیم، قانون اصلی نمونه برداری بصورت زیر بیان می گردد:

قانون سوم: نمونه برداری یک سیگنال زمان پیوسته با نرخ نمونه برداری F_s یک سیگنال زمان گسسته تولید می‌کند که طیف فرکانسی آن یک تابع پریودیک و تکرار پذیر از طیف سیگنال اصلی است و پریود تکرار آن برابر با F_s است.

طیف سیگنال، توزیع انرژی را بر روی محدوده فرکانسی نشان می‌دهد. بعنوان نمونه قسمت بالایی شکل(۳-۵) طیف زمان کوتاه یک سیگنال آنالوگ را نشان می‌دهد [۲۸]. که محدوده فرکانسی آن تا ۲۰ کیلو هرتز است. نمونه‌برداری و کوانتیزه نمودن سیگنال آنالوگ با فرکانس نمونه برداری $f_s = 40\,KHz$ منجر به ایجاد سیگنال دیجیتال یا گسسته می‌گردد. طیف فرکانسی این سیگنال گسسته در همان بازه زمانی در قسمت پایینی شکل (۳-۵) نشان داده شده است. عملیات نمونه برداری باعث تکرار طیف سیگنال آنالوگ می‌گردد. مؤلفه های فرکانسی از صفر هرتز تا ۲۰ کیلو هرتز سیگنال آنالوگ، دوباره از ۴۰ کیلو هرتز تا ۶۰ کیلو هرتز ظاهر می‌گردند. همانطور که در این شکل نشان داده شده است، این طیف نسبت به فرکانس نمونه برداری متقارن است. اما نکته‌ای که به آن باید دقت نمود این است که طیف سیگنال گسسته از صفر تا ۲۰ کیلو هرتز دقیقا" مشابه با طیف سیگنال آنالوگ است. در نتیجه برای بازیابی سیگنال آنالوگ با استفاده از سیگنال نمونه برداری شده، فقط کافیست که سیگنال گسسته را از یک فیلتر پایین گذر عبور دهیم.



شکل(۳-۵)، طیف فرکانسی سیگنالهای آنالوگ و دیجیتال

با قوانین ساده‌ای که در بالا آنها را معرفی کردیم، براحتی می‌توان تئوری نمونه برداری زیر را فهمید، این تئوری توسط نایکوئیست در قرن بیستم معرفی گردید و بوسیله شانون و در اوایل دهه چهل بصورت جهانی مطرح گردید.

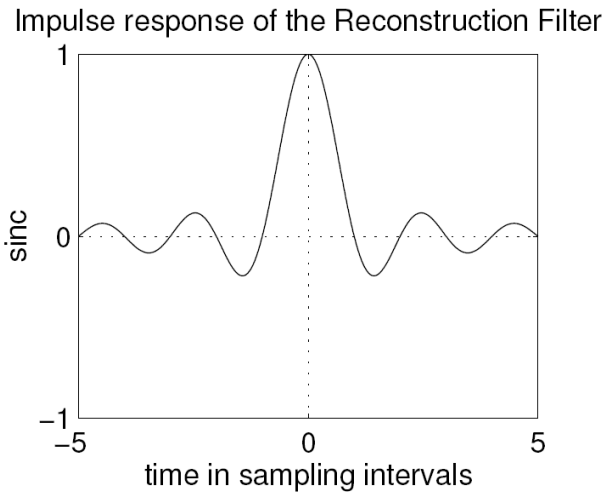
تئوری شانون – نایکوئیست: سیگنال زمان پیوسته $x(t)$، که مولفه های طیف فرکانسی آن کوچکتر از فرکانس F_b باشد یا بعبارت بهتر باند محدود شده به F_b باشد را می‌توان از روی نوع نمونه برداری شده آن $\hat{x}(n) = x(nT)$ بازیابی نمود، اگر فرکانس نمونه برداری $F_s = 1/T$ بصورت زیر باشد:

$$F_s > 2F_b \quad (۱۹-۳)$$

همانطور که در بالا توضیح داده شد، براحتی می‌توان با استفاده از یک فیلتر خطی که فرکانسهای بالاتر از $F_N = F_s / 2$ را حذف نماید، سیگنال اصلی را بازیابی نمود. فیلتر بازیابی را می‌توان در حوزه زمان، پیوسته و بصورت پاسخ ضربه در نظر گرفت، که بصورت زیر تعریف می‌گردد:

$$h(t) = \sin c(t) = \frac{\sin(\pi t / T)}{\pi t / T} \quad (۲۰-۳)$$

به تابع فوق سینک گویند که در شکل (۳-۶) نشان داده شده است.



شکل(۳-۶)، تابع سینک، پاسخ ضربه فیلتر بازیابی ایده‌ال

در حالت ایده‌ال، بازیابی سیگنال زمان پیوسته با استفاده از سیگنال نمونه برداری شده در دو مرحله مطابق زیر صورت می‌گیرد:

۱. تبدیل از حالت زمان گسسته به پیوسته با نگه داشتن مقادیر ثابت سیگنال در بازه‌های زمانی بین دو نمونه گرفته شده. این عمل با استفاده از وسیله‌ای بنام نگه‌دارنده انجام می‌گیرد. با اتصال سری و پشت سر هم نمونه‌بردار و نگه‌دارنده این تبدیل را می‌توان انجام داد.

۲. کانوالو نمودن آن با تابع سینک[۶۰] ایده‌ال

تابع سینک از آن جهت ایده‌ال است که بسط زمانی آن از دو سمت تا بینهایت ادامه دارد، بنابراین در حالت عادی، با توجه به بینهایت بودن نمونه‌های تابع سینک، پروسه بازیابی نمی‌تواند بطور کامل یک سیگنال آنالوگ را بازیابی نماید. اما بهر حال، با استفاده از تقریب زدن تابع سینک بوسیله مجموعه‌ای از توابع ضربه می‌توان به دقت خوبی دست یافت.

با در نظر گرفتن شرایط فوق، اگر تابع گسسته بصورت یکنواخت نمونه‌برداری شده باشد و از قضیه شانون – نایکوئیست پیروی نماید، می‌توان تابع اصلی را بازیابی نمود. با توجه به بلوک دیاگرام ارائه شده در شکل(۳-

[60] sinc function

۴) هدف نمونه برداری نمایی از یک سیگنال گسسته است که از قضیه شانون - نایکوئیست تبعیت می‌کند. برای انجام اینکار از دو نوع درون‌یابی می‌توان استفاده نمود. اولین درون‌یابی بر اساس تابع نمونه برداری شده نمایی است که در آن ما می‌دانیم که این تابع باید در طول محور زمانی انتقال یافته شده قرار گیرد. در اینحالت تابع حاصل، دارای پهنای باند میلین محدود[۶۱] است. در اینحالت، بعنوان نمونه یک موج سینوسی با یک دوره تناوب را می‌توان مشابه با شکل تابع اصلی رسم نمود ولی در اینحالت تراکم نمونه‌ها در نقاط شروع تابع بسیار بالا می‌باشد.

درون‌یاب بعدی بصورت تابع نمونه برداری شده غیر یکنواخت انتقال یافته زمانی است. در اینحالت، سیگنال انتقال یافته دارای پهنای باند فوریه محدود است. در اینحالت، بعنوان نمونه، شکل تابع سینوسی با یک دوره تناوب، بسیار با شکل اصلی خود متفاوت خواهد شد و همچنین دارای اعوجاج بسیار بالایی است. فرضهایی را که برای تابع ورودی جهت اجرای الگوریتم تبدیل میلین گسسته در نظر گرفته‌ایم عبارتند از:

- دارای محدودیت زمانی است، بخاطر اینکه بتوان آنرا در یک سیستم ذخیره سازی با ابعاد محدود ذخیره نمود.
- دارای تبدیل فوریه با پهنای باند محدود است، بدین علت که با نمونه برداری یکنواخت و تحت شرایط شانون – نایکوئیست بدست آمده است.
- دارای تبدیل میلین با پهنای باند محدود است تا تعداد نقاط محدودی برای نمایش تبدیل میلین آن وجود داشته باشد.

این شرایط در صورتی برقرار می‌باشند که تابع اصلی دارای تبدیل فوریه با پهنای باند محدود باشد[۲۶].

۳-۷-۲- نمونه برداری نمایی از تابع گسسته

[61] Mellin Band - limited

هنگامیکه می‌خواهیم از یک تابع (سیگنال) که بصورت یکنواخت نمونه‌برداری شده است، دوباره بصورت نمایی نمونه‌برداری کنیم، چندین سوال مطرح می‌گردد. این سوالات عبارتند از:

چه تعداد نمونه لازم است؟

این نمونه‌ها چطور باید در طول زمان توزیع شوند؟

چگونگی تاثیر زمان شروع سیگنال بر روی پروسه نمونه برداری؟

چگونگی بازیابی سیگنال و سوالات بسیار دیگر.

اول از همه باید شرط نمونه برداری نایکوئیست برقرار گردد. بنابراین، فاصله بین دو نمونه در نمونه‌برداری نمایی نمی‌تواند بیشتر از فاصله بین دو نمونه در حالت نمونه‌برداری یکنواخت باشد. این عبارت بدین معنی است که اگر τ_s دوره تناوب نمونه برداری نمایی باشد، بیشترین مقداری را که می‌تواند داشته باشد، برابر با حد فاصل بین دو نمونه در حالت نمونه‌برداری یکنواخت (T_s) است. دومین محدودیت این است که پروسه نمونه‌برداری باید تمام سیگنال را پوشش دهد، از نقطه شروع تا نقطه پایان.

این دو محدودیت ما را وادار می‌سازد تا نمونه‌های بیشتری را در نمونه برداری نمایی از یک سیگنال گسسته داشته باشیم. از طرف دیگر، نقطه شروع سیگنال (t_0) بسیار مهم است. در واقع هر چقدر t_0 به صفر نزدیک باشد، تعداد نمونه‌های بیشتری برای نمونه‌برداری دوباره نمایی نیاز است. در نتیجه اگر $t_0 = 0$ باشد، نیاز به بینهایت نمونه داریم. بنابراین برای استفاده از این الگوریتم باید نقطه شروع حتما بزرگتر از صفر باشد. می‌توان نمونه برداری دوباره نمایی را بصورت دنباله زیر در نظر گرفت:

$$\left\{(\tau_s)^k\right\}_{k=-\infty}^{\infty} \quad (۲۱-۳)$$

که k اندیس نمونه و τ_s را می‌توان پرشهای نمایی نامید. بنابراین با استفاده از اولین محدودیت $(\tau_s^{k_e} - \tau_s^{k_e-1} = T_s)$ باید:

$$\tau_s = \frac{t_0 + nT_s}{t_0 + (n-1)T_s} \quad (۲۲-۳)$$

که n تعداد نمونه‌های نمونه‌برداری یکنواخت است. نکته‌ای که در این قسمت به آن باید توجه شود این است که در حالت کلی باید داشته باشیم $\tau_s^{k_e} - \tau_s^{k_e-1} \le T_s$. اما اگر بخواهیم کمترین نمونه ممکن بدست آید، می‌توان از رابطه فوق استفاده نمود. $\tau_s^{k_e}$ آخرین نمونه و k_e اندیس نمونه آخر (نمونه آخرین نقطه زمانی) است. در رابطه فوق اگر فرض کنیم زمان شروع سیگنال برابر با عکس فرکانس نمونه‌برداری یکنواخت است، یا بعبارت دیگر $t_0 = T_s$ ، رابطه فوق ساده‌تر خواهد شد و داریم:

$$\tau_s = 1 + \frac{1}{n} \quad (۲۳-۳)$$

حال با استفاده از دومین محدودیت $(\tau_s^{k_0} = t_0 \wedge \tau_s^{k_e} = t_0 + nT_s = t_0)$ تعداد نمونه های نمایی موردنیاز برابر است با:

$$eN = \left[\ln((t_0 + nT_s)/t_0) / \ln((t_0 + nT_s)/(t_0 + (n-1)T_s))\right] + 1 \quad (۲۴-۳)$$

اگر از T_s بعنوان نقطه شروع نمونه برداری استفاده شود، رابطه فوق ساده‌تر خواهد شد:

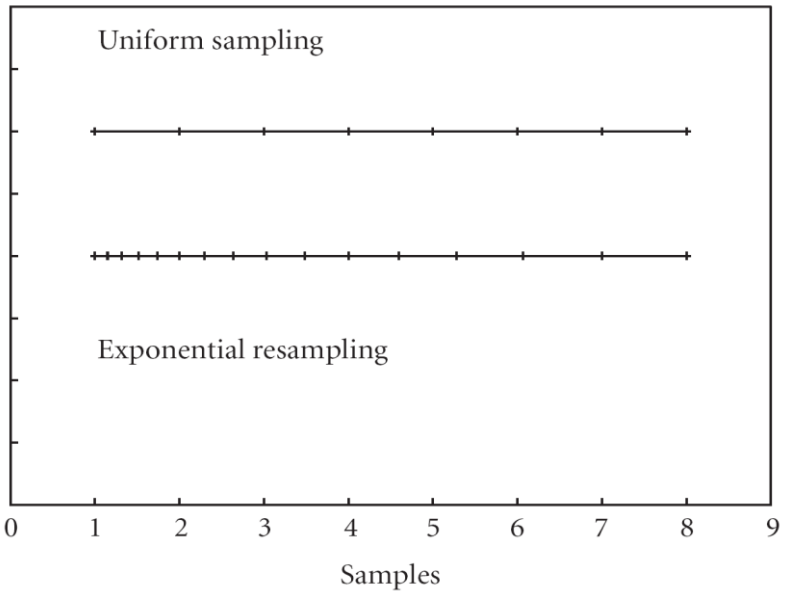
$$eN = \ln(n+1) / \ln((n+1)/n) \quad (۲۵-۳)$$

بعلاوه اگر تعداد نمونه‌های سیگنال گسسته ورودی زیاد باشد (در عمل تعداد بیشتر از ۱۶)، می‌توان رابطه (۳-۲۵) را بصورت زیر نوشت:

$$eN = n \ln n \quad (۲۶-۳)$$

با محاسبات فوق توانستیم قدمهای نمونه‌برداری و تعداد نمونه‌های نمایی مورد نیاز را برای نمونه برداری نمایی از یک سیگنال گسسته، که خود نمونه برداری شده یکنواخت سیگنال اصلی است، را بدست آوریم[۲۹]. در شکل(۳-۷) موقعیت زمانی نمونه‌ها در نمونه‌برداری یکنواخت و چگونگی توزیع نمونه‌ها در حالت نمونه‌برداری نمایی از آن، نشان داده شده است. همانطور که در شکل نشان داده شده است، در حالت

نمونه برداری نمایی، چگالی توزیع نمونه‌ها در ابتدای سیگنال بالا است و بتدریج با فاصله گرفتن از نقطه شروع سیگنال این چگالی کاهش می‌یابد، اما فاصله بین دو نمونه در اینحالت نباید بیشتر از فاصله بین دو نمونه در حالت نمونه برداری یکنواخت گردد.



شکل(۳-۷)، نمونه‌برداری یکنواخت و نمونه‌برداری دوباره بصورت نمایی از آن

۳-۷-۳- درون‌یابی

نمونه‌برداری و درون‌یابی در واقع رابط بین توابع آنالوگ و دیجیتال می‌باشند. همانطور که گفته شد، نمونه‌برداری یک سیگنال آنالوگ را به یک سیگنال دیجیتال تبدیل می‌کند، در حالیکه درون‌یابی یک سیگنال گسسته (دیجیتال) را به سیگنال آنالوگ تبدیل می‌کند. در پروسه نمونه‌برداری، بسیاری از اطلاعات سیگنال آنالوگ حذف می‌گردد، بدین علت که تعداد محدودی از مقادیر سیگنال آنالوگ نگه داشته می‌شود. بهمین علت، در روش درون‌یابی یک سری فرضیات در مورد نحوه قرارگیری نمونه‌ها بین دو نمونه گرفته شده، در نظر گرفته می‌شود. بنابراین برای بازیابی کامل یک سیگنال آنالوگ از روی نمونه‌های آن، هم پروسه نمونه‌برداری مهم است و هم پروسه درون‌یابی. با توجه به شرایطی که برای یک تابع پیوسته در فاصله بین دو

نمونه آن در نظر گرفته می شود، چندین حالت برای درون‌یابی می‌توان در نظر گرفت که در ادامه راجع به هر یک از آنها بحث می‌شود.

در تحلیل‌های ریاضی، درون‌یابی روشی برای ساخت نقاط جدید در داخل محدوده‌ای از داده‌های گسسته است. در مباحث مهندسی بعضی از مواقع مانند حالت فوق تعدادی نقاط داده داریم که با نمونه‌برداری بدست آمده‌اند و سعی داریم تابعی را بسازیم که بیشترین مطابقت را با داده‌های ورودی داشته باشد. این عمل را تطبیق منحنی[۶۲] یا آنالیز برگشتی می‌نامند[۳۰]. درونیابی حالت خاصی از تطبیق منحنی است، که در آن باید دقیقا از میان نقاط داده عبور کند.

مشکلاتی که در رابطه با درون‌یابی وجود دارد، تقریب تابعی پیچیده با استفاده از یک تابع ساده است. فرض کنید که تابع درون‌یاب را می‌دانیم ولی محاسبه آن خیلی پیچیده و مشکل است، بنابراین می‌توان با انتخاب یک سری از نقاط داده مشخص از تابع پیچیده، ایجاد یک جدول مراجعه[۶۳]، و با درون‌یابی این نقاط، تابع ساده‌تری را تخمین زد. البته، در صورت استفاده از یک تابع ساده‌تر بجای تابع اولیه نمی‌توان انتظار داشت که نتایج، مشابه زمانی باشد که از تابع اصلی استفاده می‌کنیم، اما بسته به نوع مسئله و روش درون‌یابی استفاده شده می‌توان مقدار خطای ایجاد شده را کاهش داد.

نکته‌ای که باید به آن اشاره نمود این است که روشهای متعددی برای درون‌یابی در ریاضیات وجود دارد، که اصطلاحا آنها را اپراتورهای درون‌یابی می‌نامند. در این روشها بدنبال تطبیق نقاط با استفاده از یک سری توابع هستیم. بعنوان نمونه، ساده‌ترین فرم درون‌یابی محاسبه میانگین بین دو نقطه و یافتن نقطه بین آن دو است. این حالت دارای نتیجه‌ای مشابه با درون‌یابی خطی است. انواع درون‌یابی عبارتند از:

۱. درون‌یابی نزدیکترین همسایه
۲. درون‌یابی خطی
۳. درون‌یابی چند جمله‌ای

---

[62] Curve fitting
[63] Lookup table

۴. درون‌یابی اسپاین

۴-۱- اسپاین خطی

۴-۲- اسپاین درجه دوم

۴-۳- اسپاین درجه سوم

۳-۷-۴- اجرا و نتایج

با استفاده از ایده‌های مطرح شده در قسمت‌های قبل، تبدیل میلین سریع اجرا می گردد. الگوریتم یک سیگنال یا تابع گسسته با نمونه برداری یکنواخت را می‌گیرد و عملیات نمونه برداری نمایی را بر روی آن انجام می‌دهد. فرض بر این است که تابع بصورت یکنواخت و طبق شرایط نایکوئیست نمونه برداری شده است و برای بدست آوردن دقت و سرعت، همزمان با هم، تعداد نمونه‌های مورد استفاده در حالت نمایی $2eN$ است که eN از رابطه (۳-۲۶) بدست می‌آید. در اینجا فرض بر این است که لحظه شروع سیگنال، T_s (دوره تناوب نمونه برداری یکنواخت) است، اما می‌توان به ازای زمانهای شروع دیگر نیز این الگوریتم را اجرا نمود. در این الگوریتم می‌توان از درون‌یابی اسپاین درجه سوم معمولی یا کاردینال استفاده نمود. در اینحالت پیچیدگی الگوریتم جهت محاسبه درون‌یابی $O(N)$ است که N تعداد نمونه‌های نمایی است. بعد از نمونه برداری نمایی، ضرب نمایی نقطه به نقطه صورت می‌گیرد که پیچیدگی آن $O(N)$ است. و پس از آن تبدیل فوریه سریع محاسبه می‌گردد. مرتبه پیچیدگی الگوریتم تبدیل فوریه سریع برابر با $O(N \ln N)$ است. در نتیجه پیچیدگی کلی الگوریتم برابر با $O(N \ln N)$ است. در نهایت انرژی خروجی حاصل، نرمالیزه می‌گردد که یک عملگر خطی است[۳۱]. در نتیجه پیچیدگی کلی الگوریتم برابر با پیچیدگی محاسباتی الگوریتم تبدیل فوریه است. در صورتیکه بخواهیم پیچیدگی کلی را بر حسب تعداد نمونه‌های سیگنال نمونه برداری شده یکنواخت بدست آوریم، داریم:

= مرتبه پیچیدگی الگوریتم تبدیل میلین سریع $O(n \ln n^2)$ (۳-۲۷)

۳-۸- نتیجه گیری

در این فصل ابتدا تبدیل میلین و محدوده تعریف آن معرفی شد سپس رابطه این تبدیل با تبدیلات فوریه و لاپلاس بررسی شد. در ادامه الگوریتم مناسبی همراه با جزئیات برای محاسبه تبدیل میلین سیگنالهای گسسته توضیح داده شد. بنابراین با استفاده از الگوریتم بدست آمده در این فصل برای محاسبه تبدیل میلین سیگنالهای گسسته، در فرایند پیش پردازش سیستم تشخیص امضاء پیشنهادی، تبدیل میلین سیگنالهای $x(t)$ و $y(t)$ امضاء را محاسبه می کنیم.

فصل چهارم:

الگوریتم پیشنهادی برای تشخیص امضاء

۴-۱- مقدمه

همانطور که در فصلهای قبل بیان گردید، هدف این پایان نامه ارائه الگوریتمی برای تشخیص امضاء می باشد. در این فصل قصد داریم تا یک الگوریتم مناسب جهت سیستم تشخیص امضاء ارائه کنیم. در واقع

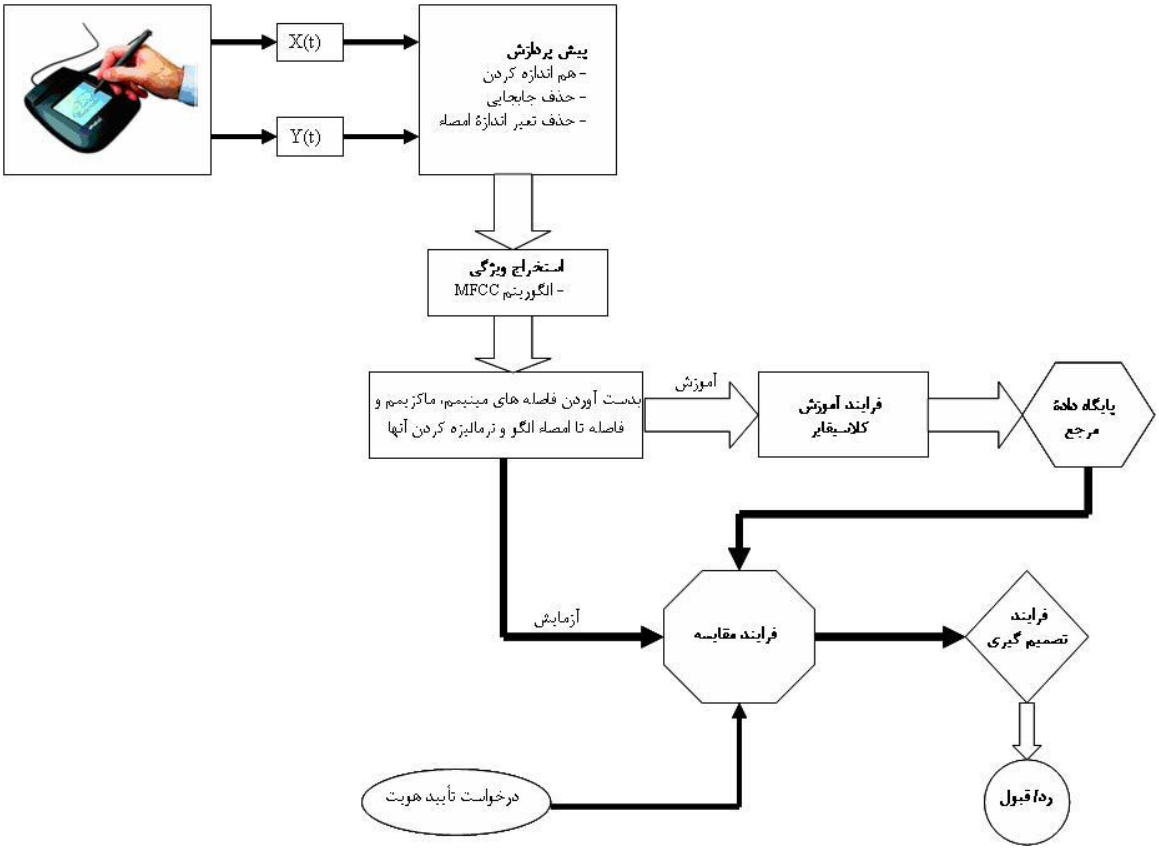
سیستم پیشنهادی باید بتواند امضاءهای اصلی را از امضاءهای جعلی تشخیص دهد. هدف ما بررسی فرضیه بکار بستن تبدیل میلین[۶۴] در فرایند پیش پردازش سیستم تشخیص امضاء و استفاده از ضرایب طیف فرکانسی مل[۶۵] برای فرایند استخراج ویژگی می باشد. در این فصل قسمتهای مختلف الگوریتم پیشنهادی برای تشخیص امضاء را بررسی کرده و هر قسمت را بصورت کامل توضیح می دهیم.

۴-۲- بلوک دیاگرام روش پیشنهادی

شکل(۴-۱) بلوک دیاگرام کلی سیستم پیشنهادی تأیید امضاء بر خط ارائه شده در این پایان نامه را نشان می‌دهد. همانطور که در شکل(۴-۱) نشان داده شده است در الگوریتم پیشنهادی، امضاءهای جمع آوری شده هر کاربر ابتدا پیش پردازش شده و در ادامه ویژگیهای مناسب برای کار تأیید امضاء استخراج می‌شوند. سپس فاصلهٔ اقلیدسی امضاء با مجموعه امضاءهای مرجع محاسبه می شود و از مقادیر نرمالیزه ماکزیمم فاصله تا مجموعه امضاءهای مرجع، مینیمم فاصله تا مجموعه امضاءهای مرجع و فاصله تا امضاء الگو برای آموزش کلاسیفایر استفاده می شود و در انتها برای تأیید و یا رد امضاء ورودی تصمیم گیری می‌شود.

---

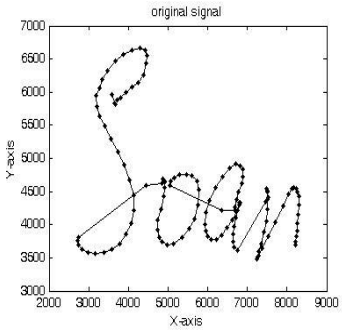
[۶۴] Mellin Transform
[۶۵] Mel Frequency Cepstral Coefficients(MFCC)



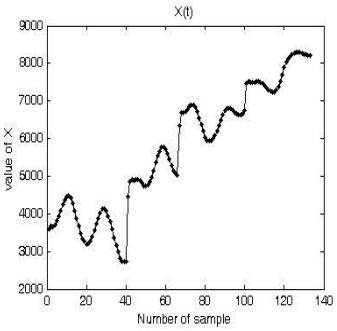
شکل(۴- ۱)، بلوک دیاگرام کلی سیستم تأیید امضاء برخط ارائه شده در این پایان نامه

۴-۳- پیش پردازش

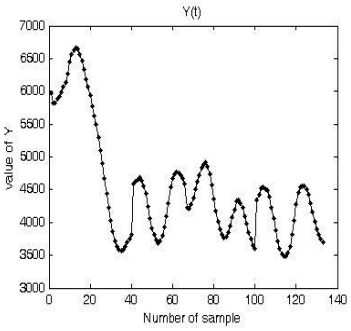
اطلاعات اولیه امضاء هر کاربر که بصورت فایل متنی ذخیره شده است، توسط برنامه MATLAB خوانده می‌شود و در متغیر هایی ذخیره می‌گردد. با توجه به آنچه که در فصل دوم گفته شد، ستونهای مربوط به مختصات x و y و t امضاء را جدا می‌کنیم و در سه متغیر ذخیره می کنیم. در شکل‌های (۴-۲) و (۴-۳) امضاءهای خام یک کاربر و توابع x(t) و y(t) بدست آمده نشان داده شده است.



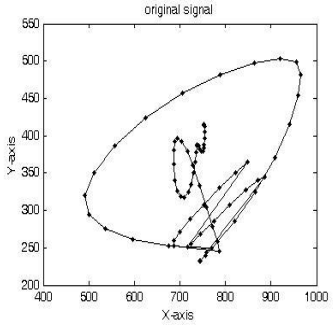
شکل(۴-۲- الف)، نمونه امضاء پایگاه داده SVC2004 قبل از پردازش



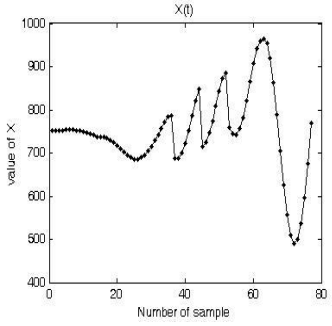
شکل(۴-۲- ب)، سیگنال $x(t)$ امضاء پایگاه داده SVC2004



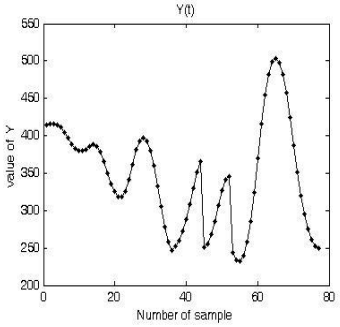
شکل(۴-۲- ج)، سیگنال $y(t)$ امضاء پایگاه داده SVC2004



شکل(۴-۳- الف)، نمونه امضاء پایگاه داده ایرانی قبل از پردازش



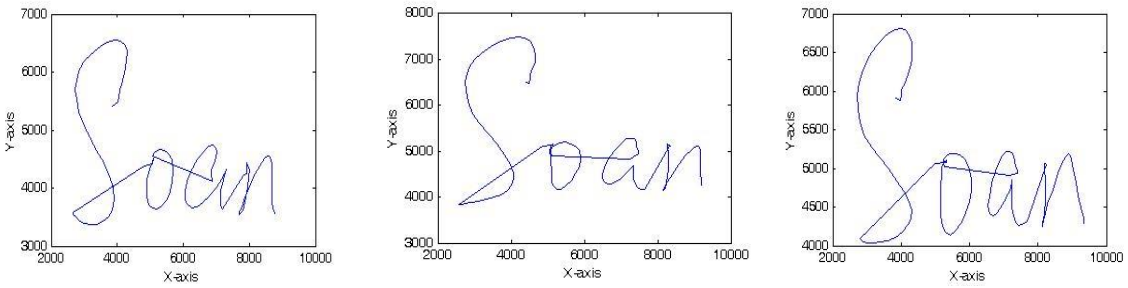
شکل(۴-۳- ب)، سیگنال $x(t)$ امضاء پایگاه داده ایرانی



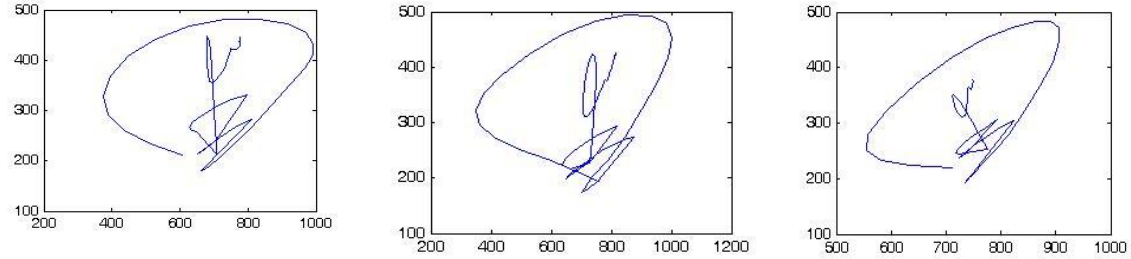
شکل(۴-۳- ج)،سیگنال $y(t)$ امضاء پایگاه داده ایرانی

برای طراحی یک سیستم تأیید امضاء صحیح باید بر چند مشکل غلبه پیدا کرد. اول، امضاء یک فرآیند دقیق نیست؛ یعنی اینکه دو امضاء از یک شخص همسان نیست مگر اینکه یک امضاء دقیقا" از روی دیگری رونویسی شود. بنابراین در اکثر موارد تغییراتی در بین امضاءهای یک کاربر وجود خواهد داشت (تغییرات داخل کلاس[۶۶]). دوم، نمونه‌های امضاء تغییراتی در طول، اندازه و جهت دارند، که فرآیند مقایسه را با مشکل مواجه می‌کنند. در شکلهای (۴-۴) و (۴-۵) چند نمونه از امضاءهای اصلی دو کاربر از دو پایگاه داده ایرانی و SVC2004 را مشاهده می‌کنید. اثرات این دو مشکل را می توان بوسیله اعمال تکنیکهای مناسب پیش پردازش کاهش داد[32].

[۶۶] Intra-class variation



شکل(۴-۴)، چند نمونه امضاء یک کاربر از پایگاه داده SVC2004



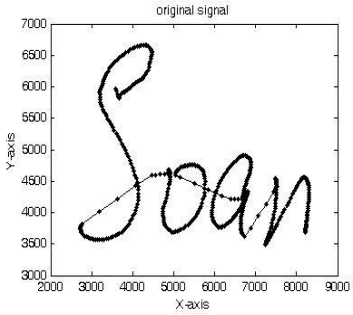
شکل(۴-۵)، چند نمونه امضاء یک کاربر از پایگاه داده ایرانی

۴-3-۱- هم اندازه کردن طول امضاء

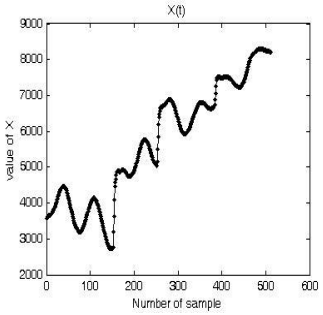
تعداد نمونه‌های بدست آمده از امضاءها، متفاوت و از حدود ۷۰ نمونه تا ۲۵۰ نمونه متغیر می‌باشد، طولهای متفاوت امضاء کار تأیید امضاء را با مشکل مواجه می‌سازد. برای حل این مشکل امضاءهای با طولهای مختلف را با استفاده از درونیابی[۶۷] بین نقاط[۶۸] و همچنین یک نمونه‌برداری فاصله‌ای یکنواخت به ۵۱۲ نقطه جدید تبدیل می‌کنیم. یعنی در این حالت برای تمام امضاءهای موجود ۵۱۲ نمونه خواهیم داشت، که توسط این یکسان سازی طول، به راحتی می توان دو امضاء را با یکدیگر مقایسه کرد. در شکل‌های (۴-۶) و (۴-۷)

[67] Interpolation
[۶۸] Bilinear

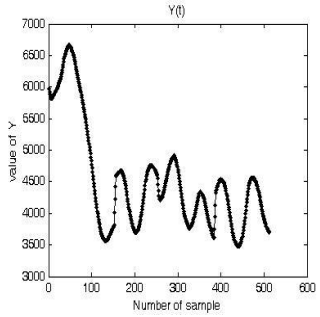
امضاءهای هم اندازه شده و توابع x(t) و y(t) امضاءهای نشان داده شده در شکلهای (۴-۲) و (۴-۳) را مشاهده می‌کنید.



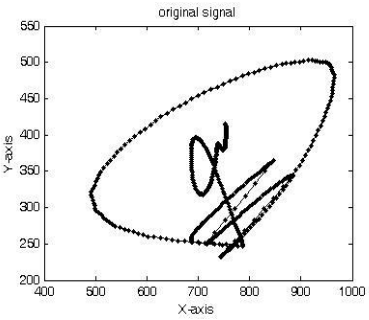
شکل(۴- ۶- الف)، نمونه امضاء پایگاه داده SVC2004 بعد از هم اندازه کردن



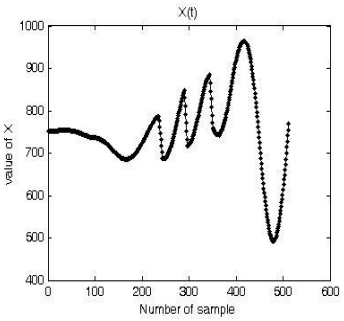
شکل(۴-۶- ب)، سیگنال $x(t)$ امضاء خارجی به طول ۵۱۲ نمونه



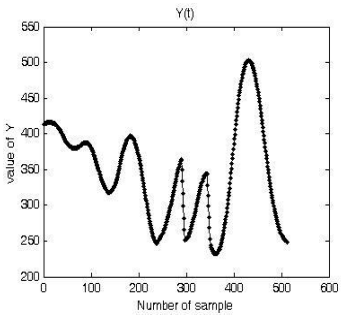
شکل(۴-۶- ج)، سیگنال $y(t)$ امضاء خارجی به طول ۵۱۲ نمونه



شکل(۴-۷- الف)، نمونه امضاء پایگاه داده ایرانی بعد از هم اندازه کردن



شکل(۴-۷- ب)، سیگنال $x(t)$ امضاء ایرانی به طول ۵۱۲ نمونه



شکل(۴-۷- ج)، سیگنال $y(t)$ امضاء ایرانی به طول ۵۱۲ نمونه

۴-3-۲- از بین بردن جابجایی امضاء

با توجه به اینکه افراد ممکن است در مکانهای مختلفی از صفحه رقومی کننده امضاء کنند، یکی دیگر از مشکلات، مکانهای متفاوت قرار گرفتن امضاء می‌باشد و در واقع امضاءها نسبت به هم جابجایی دارند برای یک نوع یکسان سازی و اینکه بتوان امضاءها را با یکدیگر مقایسه نمود، باید جابجایی بین آنها را از بین برد برای این کار ما از تبدیل فوریه استفاده می کنیم. تبدیل فوریه یک سیگنال گسسته از رابطه (۴-۱) بدست می آید و همانطور که در رابطه (۴-۲) نشان داده شده است اندازهٔ تبدیل فوریه نسبت به جابجایی تغییر ناپذیر

است[33]. بنابراین برای از بین بردن جابجایی امضاءها نسبت به یکدیگر از سیگنالهای x(t) و y(t) امضاء بعد از هم اندازه کردن طول، اندازهٔ تبدیل فوریه می گیریم. با استفاده از این مرحله از پیش پردازش اثر " جابجایی امضاءها " از بین می رود.

$$X(e^{j\omega}) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} x[n]e^{-j\omega n} \qquad (۱-۴)$$

$$x[n] \xleftrightarrow{f} X(e^{j\omega}) \quad \& \quad y[n] = x[n-n_0] \quad \Rightarrow \quad Y(e^{j\omega}) = e^{-j\omega n_0} X(e^{j\omega}) \qquad (۲-۴)$$

۴-3-۳- حذف تغییرات اندازه امضاءها

امضاء کردن در اندازه های مختلف، باعث کاهش شباهت آنها و در نتیجه کاهش کارایی سیستم تأیید امضاء می‌شود[32]. برای حل این مشکل و کاهش تغییرات داخل کلاس بعلت امضاء کردن در اندازه های متفاوت در این پایان نامه از تبدیل میلین استفاده می کنیم. همانطور که در فصل سوم بیان گردید، یکی از ویژگیهای کلیدی تبدیل میلین و نوع محدود شده آن یعنی تبدیل مقیاس، ثابت ماندن اندازه تبدیل نسبت به تغییرات مقیاس بندی است. این عبارت بدین معنی است که اگر f یک تابع و g نوع مقیاس بندی شده f باشد، دامنه تبدیل مقیاس دو تابع با هم برابر خواهد بود. تغییرات مقیاس، انبساط یا انقباض محور زمانی سیگنال اصلی است که انرژی آن ثابت باقی مانده است. بنابراین، تابع g(t) را می توان با تغییرات مقیاس تابع f(t) بدست آورد، اگر $g(t) = \sqrt{a}\, f(at)$ باشد، که در این رابطه a مقدار حقیقی و مثبت است. هنگامیکه a<1 باشد انبساط مقیاس و هنگامیکه a>1 باشد، فشردگی مقیاس را داریم. با تغییر مقیاس بوسیله پارامتر a تبدیلات مقیاس سیگنالهای اصلی و مقیاس بندی شده توسط رابطه زیر بهم مربوط می شوند:

$$D_g(c) = a^{jc} D_f(c) \qquad (۳-۴)$$

رابطه فوق برگرفته از روابط تبدیل میلین است. در واقع اگر h(t)=f(at) باشد در اینصورت

$$\text{در } M_h(p) = a^{-p} M_f(p) \qquad (۴-۴)$$

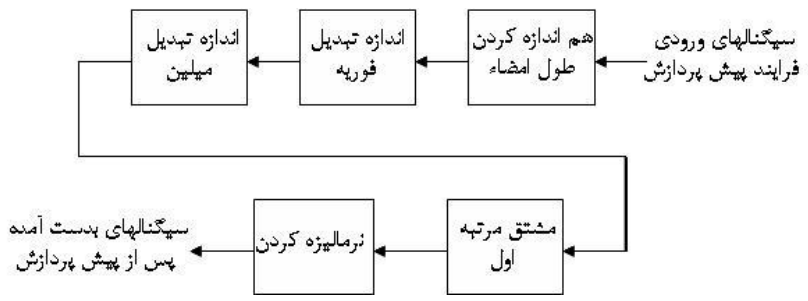
روابط (۴-۳) و (۴-۴) اثر مقیاس بندی بصورت ضریب نشان داده شده است و در رابطه (۴-۳) چنین ضریبی

باعث شیفت فاز اصلی می گردد. بنابراین، دامنه تبدیل مقیاس سیگنال اصلی و سیگنال مقیاس بندی شده با هم برابر است. به بیان دیگر:

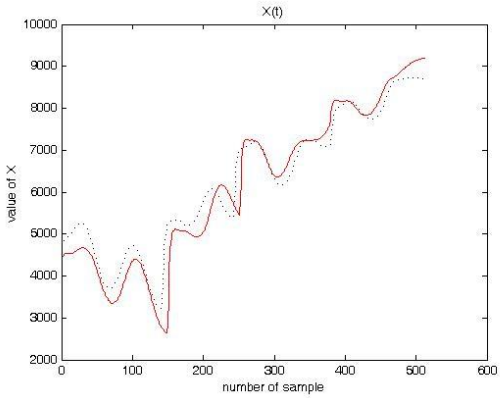
$$\left|D_g(c)\right| = \left|D_f(c)\right| \qquad \textbf{(5-4)}$$

برای محاسبه تبدیل مقیاس سیگنالهای x(t) و y(t) امضاء از الگوریتم تبدیل میلین گسسته ارائه شده در فصل سوم استفاده می کنیم که در آن، قسمت حقیقی پارامتر میلین برابر با 0.5 انتخاب شده است. همانطور که در فصل قبل توضیح داده شد، تبدیل میلین با مقدار β=0.5 نسبت به تغییرات اندازه مقاوم است، بنابراین با استفاده از این تبدیل می توانیم اثر تغییرات اندازه، در سیگنالهای x و y امضاء را حذف کنیم. برای این منظور از سیگنالهای بدست آمده پس از مرحلهٔ تبدیل فوریه، تبدیل میلین می گیریم. در شکل(۴-۸) سیگنالهای x(t) و y(t) دو نمونه امضاء اصلی یک کاربر از پایگاه داده SVC2004 و یک کاربر از پایگاه داده ایرانی نشان داده شده اند و در شکل(۴-۹) تبدیل میلین مربوط به این سیگنالها نشان داده شده است. اما همانطور که در شکل(۴-۹) مشخص است، تبدیل میلین سیگنالهای امضاءهای مختلف از یک فرد اختلافاتی با هم دارند. برای کم کردن این اختلافات و کاهش نوسانات سیگنالها از تبدیل میلین سیگنالها مشتق می گیریم. با توجه به آزمایشات انجام شده مشتق مرتبه اول بهترین نتیجه را می دهد بنابراین از مشتق مرتبه اول سیگنالهای بدست آمده از تبدیل میلین استفاده می کنیم و سپس سیگنالهای بدست آمده را نرمالیزه می کنیم. شکل(۴-۱۰) سیگنالهای خروجی بدست آمده از مرحلهٔ تبدیل میلین بعد از نرمالیزه کردن را نشان می دهد.

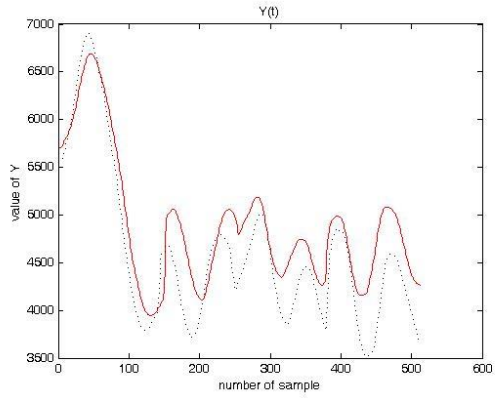
بلوک دیاگرام مراحل مختلف فرایند پیش پردازش امضاءها در شکل(۴-۱۱) نشان داده شده است.



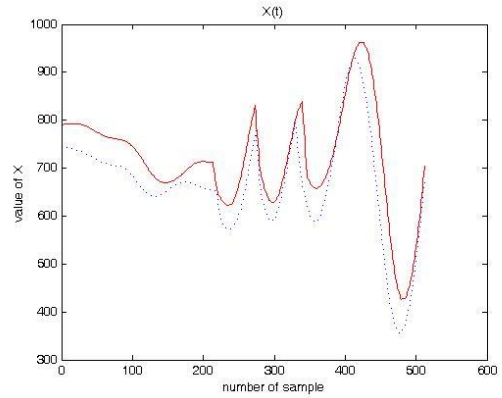
شکل(۴-۱۱)، بلوک دیاگرام مراحل مختلف فرایند پیش پردازش امضاءها



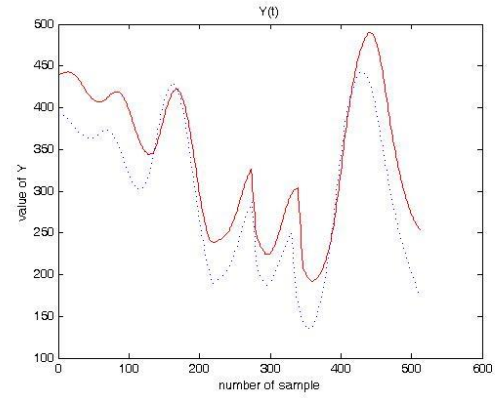
شکل(۴-**8**- الف)، سیگنالهای $x(t)$ دو نمونه از امضاءهای اصلی یک کاربر از پایگاه داده SVC2004



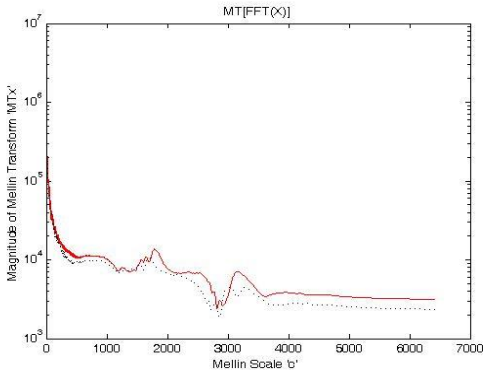
شکل(۴-**8**- ب)، سیگنالهای $y(t)$ دو نمونه از امضاءهای اصلی یک کاربر از پایگاه داده SVC2004



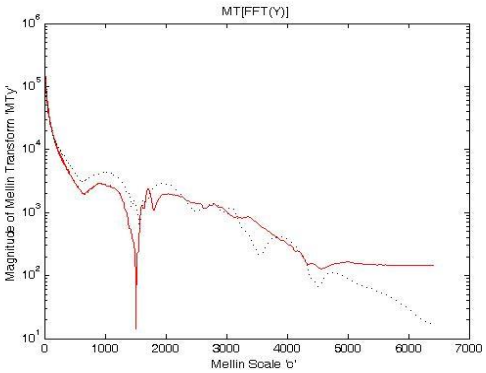
شکل(۴-۸- ج)، سیگنالهای $x(t)$ دو نمونه از امضاءهای اصلی یک کاربر از پایگاه داده ایرانی



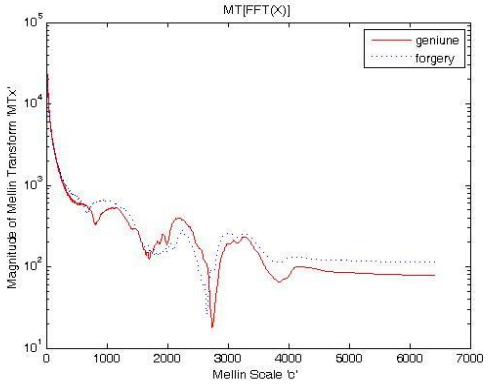
شکل(۴-۸- د)، سیگنالهای $y(t)$ دو نمونه از امضاءهای اصلی یک کاربر از پایگاه داده ایرانی



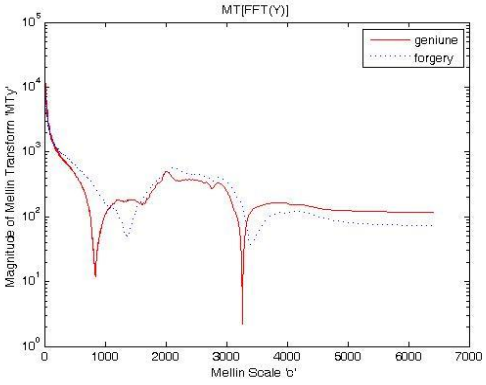
شکل(۴-9- الف)، اندازهٔ تبدیل میلین سیگنالهای تبدیل فوریهٔ $x(t)$ دو نمونه از امضاءهای اصلی یک کاربر از پایگاه داده SVC2004



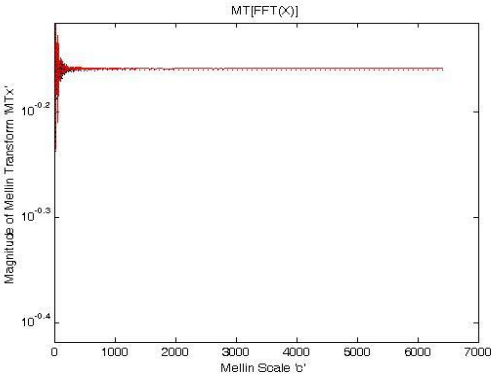
شکل(۴-9- ب)، اندازهٔ تبدیل میلین سیگنالهای تبدیل فوریهٔ $y(t)$ دو نمونه از امضاءهای اصلی یک کاربر از پایگاه داده SVC2004



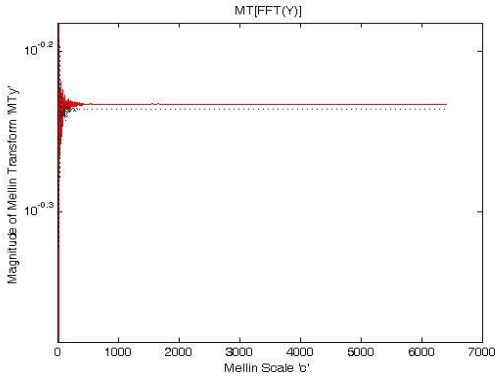
شکل(۴-9- ج)، اندازهٔ تبدیل میلین سیگنالهای تبدیل فوریهٔ $x(t)$ دو نمونه از امضاءهای اصلی یک کاربر از پایگاه داده ایرانی



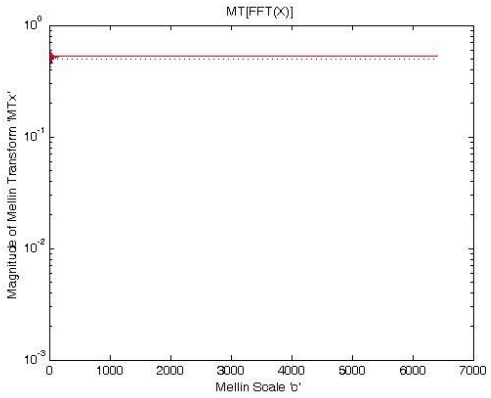
شکل(۴-9- د)، اندازهٔ تبدیل میلین سیگنالهای تبدیل فوریهٔ $y(t)$ دو نمونه از امضاءهای اصلی یک کاربر از پایگاه داده ایرانی



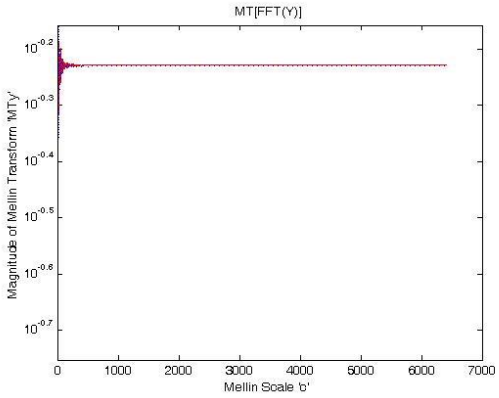
شکل(۴-۱۰- الف)، مشتق مرتبه اول تبدیل میلین سیگنالهای $x(t)$ دو نمونه از امضاءهای اصلی یک کاربر پایگاه داده‌SVC2004



شکل(۴-۱۰- ب)، مشتق مرتبه اول تبدیل میلین سیگنالهای $y(t)$ دو نمونه از امضاءهای اصلی یک کاربر پایگاه داده SVC2004

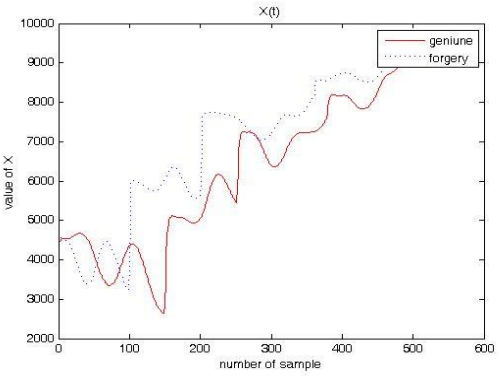


شکل(۴-۱۰- ج)، مشتق مرتبه اول تبدیل میلین سیگنالهای $x(t)$ دو نمونه از امضاءهای اصلی یک کاربر پایگاه داده ایرانی

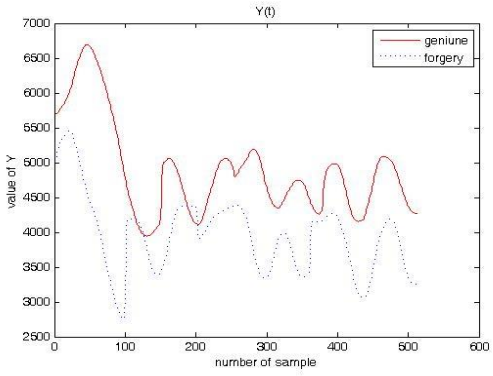


شکل(۴-۱۰- د)، مشتق مرتبه اول تبدیل میلین سیگنالهای $y(t)$ دو نمونه از امضاءهای اصلی یک کاربر پایگاه داده ایرانی

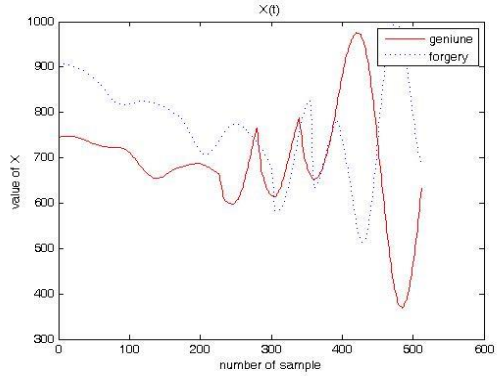
برای اینکه اثرات مراحل پیش پردازش را روی امضاءهای اصلی و جعلی بررسی کنیم، مراحل مختلف پیش پردازش را روی یک نمونه امضاء اصلی و یک نمونه امضاء جعلی، یک کاربر از پایگاه داده SVC2004 و یک کاربر از پایگاه داده ایرانی اجرا می کنیم. که نتایج مربوط به آنها در شکلهای (۴-۱۲) و (۴-۱۳) نشان داده شده است. همانطور که در شکل (۴-۱۳) مشخص است، سیگنالهای خروجی مرحلهٔ پیش پردازش برای امضاءهای اصلی و جعلی به خوبی از هم قابل تفکیک هستند. همچنین با مقایسهٔ شکلهای (۴-۱۰) و (۴-۱۳)، مشاهده می کنیم سیگنالهای خروجی مرحلهٔ پیش پردازش برای دو امضاء اصلی از یک کاربر به هم شبیه هستند ولی برای یک امضاء اصلی و یک امضاء جعلی از یک کاربر با هم اختلاف دارند. بنابراین با توجه به پیش پردازش هایی که روی سیگنالهای x و y امضاء انجام شده است به نتایج مطلوبی می رسیم و از این سیگنالها برای مرحله استخراج ویژگی استفاده می کنیم.



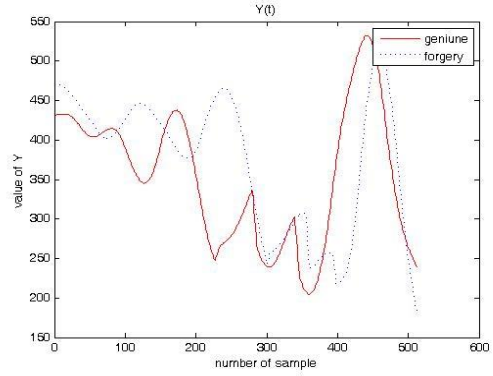
شکل(۴-**12**-الف)، سیگنالهای $x(t)$ یک نمونه امضاء اصلی و یک نمونه امضاء جعلی یک کاربر پایگاه داده SVC2004



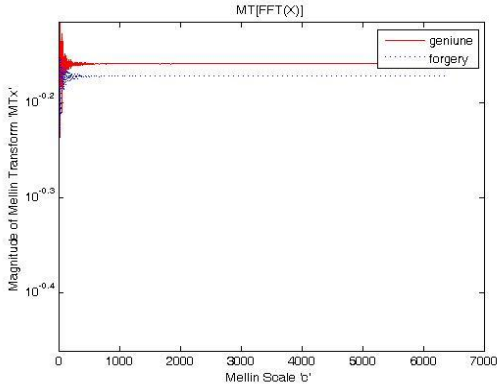
شکل(۴-**12**- ب)، سیگنالهای $y(t)$ یک نمونه امضاء اصلی و یک نمونه امضاء جعلی یک کاربرپایگاه داده SVC2004



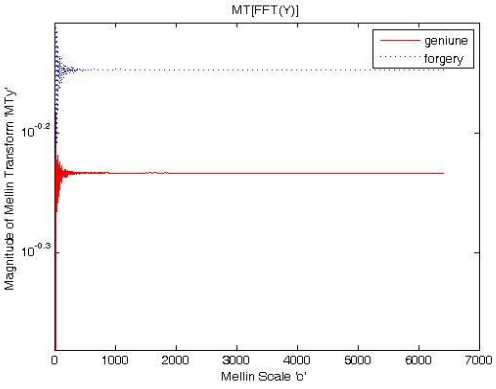
شکل(۴-***12***- ج)، سیگنالهای $x(t)$ ،یک نمونه امضاء اصلی و یک نمونه امضاء جعلی یک کاربر پایگاه داده ایرانی



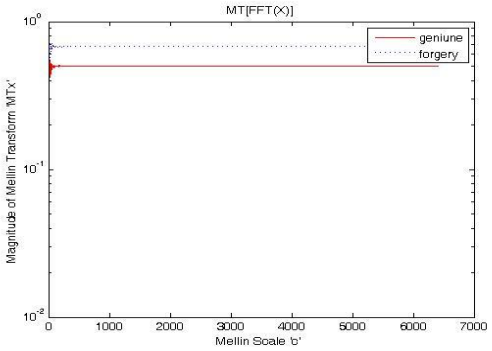
شکل(۴-***12***- د)، سیگنالهای $y(t)$ یک نمونه امضاء اصلی و یک نمونه امضاء جعلی یک کاربرپایگاه داده ایرانی



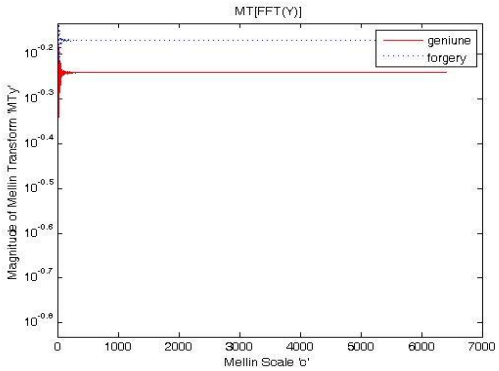
شکل(۴-***13***-الف)، مشتق مرتبه اول تبدیل میلین سیگنالهای $x(t)$ ، یک نمونه امضاء اصلی و یک نمونه امضاء جعلی یک کاربر پایگاه داده SVC2004



شکل(۴-***13***- ب)، مشتق مرتبه اول تبدیل میلین سیگنالهای $y(t)$ ، یک نمونه امضاء اصلی و یک نمونه امضاء جعلی یک کاربر پایگاه داده SVC2004



شکل(۴-**13-** ج)، مشتق مرتبه اول تبدیل میلین سیگنالهای $x(t)$ ، یک نمونه امضاء اصلی و یک نمونه امضاء جعلی یک کاربر پایگاه داده ایرانی



شکل(۴-**13-** د)، مشتق مرتبه اول تبدیل میلین سیگنالهای $y(t)$ ، یک نمونه امضاء اصلی و یک نمونه امضاء جعلی یک کاربر پایگاه داده ایرانی

۴-۴- استخراج ویژگی

استخراج ویژگی یکی از مهمترین مراحل تأیید امضاء می‌باشد. قدرت تمایز بالا و قابلیت تعمیم ویژگی‌ها برای همهٔ کاربرها، نقش مهمی در فرآیند تأیید امضاء ایفا می‌کند[32].

منظور از فرایند استخراج ویژگی آنست که ویژگیهای یکتایی برای تمام حالات کاربر، که در تمام یا اکثریت نمونه‌های امضاء آن کاربر تکرار می‌شود، استخراج گردد، با این هدف که به فرآیند تأیید امضاء کمک شود تا با صحت قابل قبولی اجرا شود.

تا اینجا سیگنالهای $x(t)$ و $y(t)$ امضاء توسط پیش پردازشهایی که در مراحل قبل روی آنها انجام شد و به دلیل نمونه برداری نمایی در تبدیل میلین به دو سیگنال ۶۴۰۷ نمونه ای تبدیل شده اند. حال برای کاهش تعداد نمونه ها و استخراج ویژگیهای پایستار از سیگنالهای $x(t)$ و $y(t)$ امضاء و با توجه به این نکته که سیگنالهای امضاء ایستا[۶۹] نیستند در این پایان نامه از الگوریتم ضرایب طیف فرکانسی مل[۷۰] برای فرایند استخراج ویژگی امضاء استفاده می کنیم. الگوریتم MFCC یکی از معروفترین روشهای استخراج ویژگی برای

[69] Stationary
[70] Mel Frequency Cepstral Coefficients(MFCC)

تشخیص صوت است و نتایج خوبی در استخراج ویژگیهای صوت ارائه کرده است[34]. این روش استخراج ویژگی در پیوست (ب) بصورت کامل توضیح داده می شود.

سیگنالهای ورودی الگوریتم MFCC دو سیگنال $x(t)$ و $y(t)$ بدست آمده از فرایند پیش پردازش می باشد. هر یک از سیگنالهای ورودی الگوریتم ابتدا فریم بندی می شود، که برای این کار ما از فریم هایی به طول ۲۵ میلی ثانیه با زمان همپوشانی[71] ۱۰ میلی ثانیه استفاده می کنیم. با توجه به انتخاب مقدار فرکانس نمونه برداری در ورودی الگوریتم MFCC، تعداد فریم های سیگنال ورودی تعیین می شود، که در فصل بعد نتایج مربوط به فرکانسهای نمونه برداری مختلف را بررسی می کنیم. هر یک از فریم های بدست آمده از سیگنال ورودی با استفاده از پنجره همینگ[72] پنجره بندی می شود. و در ادامه برای هر یک از فریم ها اندازه طیف توان با استفاده از تبدیل فوریه گسسته زمان کوتاه، محاسبه می شود. سپس با انتخاب فیلتر بانک مل مناسب، انرژیهای بانک فیلتر مل محاسبه می شود. تحلیل بانک فیلتر مل بوسیله کوانتیزه نمودن غیر یکنواخت طیف فوریه بدست می‌آید. برای بدست آوردن کوانتیزه غیر یکنواخت، تابع پنجره بصورت غیر یکنواخت بر روی مقیاس مل جابجا می‌گردد و سپس به مقیاس هرتز انتقال می‌یابد. با انتقال توابع پنجره به مقیاس هرتز، در طیف توان فوریه ضرب می‌گردند و بعد از آن با یکدیگر جمع می‌گردند تا در نهایت ضرایب بانک فیلتر طیف مل را در اختیار ما قرار دهند. هنگامیکه لگاریتم انرژیهای بانک فیلتر محاسبه گردید، MFCC های نهایی با محاسبه تبدیل کسینوسی گسسته لگاریتم انرژیهای بانک فیلتر بدست می‌آید.

در نهایت برای هر فریم از سیگنال ورودی۱۳ ضریب MFCC بدست می آید. ضرایب MFCC حاصل از اعمال هر یک از سیگنالهای $x(t)$ و $y(t)$ به ورودی الگوریتم MFCC، که برابر با تعداد فریم ها ضرب در ۱۳ ضریب MFCC هر فریم می باشد، در یک بردار ذخیره می شود. سپس بردار ضرایب MFCC بدست آمده برای دو سیگنال $x(t)$ و $y(t)$ هر امضاء را با هم ترکیب کرده و در یک بردار ویژگی کلی ذخیره می کنیم. در واقع هر امضاء را با ۱۶۱۲ ضریب MFCC بدست آمده از فرایند استخراج ویژگی، مشخص می کنیم.

---

[71] Overlap
[72] Hamming

۴-۵- انتخاب مجموعه امضاءهای مرجع و امضاء الگو

از میان مجموعه امضاءهای اصلی هر کاربر تعداد ده امضاء اصلی را به صورت تصادفی به عنوان مجموعه امضاءهای مرجع هر شخص انتخاب می کنیم. سپس از میان امضاءهای اصلی هر شخص یک امضاء را که کمترین فاصله را با بقیهٔ امضاءها دارد به عنوان امضاء الگو انتخاب می کنیم[35]. از روشهای متفاوتی می توان برای انتخاب امضاء الگو استفاده نمود، در زیر دو روش معروف برای انتخاب امضاء الگو را توضیح می‌دهیم.

- **فاصله اقلیدسی**

در این روش ابتدا پیش پردازش لازم بر روی امضاءهای اصلی هر کاربر انجام می شود، سپس در مرحلهٔ استخراج ویژگی، ویژگیهای مطلوب هر امضاء استخراج می شوند، در ادامه قدر مطلق اختلاف بین ویژگیهای نمونه اول امضاء هر کاربر با ویژگیهای سایر نمونه‌های امضاء آن کاربر محاسبه شده و میانگین گیری می‌شود تا مقدار متوسط اختلاف بین ویژگیهای نمونه اول با ویژگیهای سایر نمونه‌های امضاء یک کاربر بدست آید، این کار را برای تمام نمونه‌های امضاء یک کاربر انجام می‌دهیم و مقدار متوسط اختلاف بین ویژگیهای آن نمونه با ویژگیهای سایر نمونه‌های امضاء را ذخیره می‌کنیم. در پایان آن نمونه‌ای از امضاء یک کاربر که مقدار متوسط اختلاف آن با سایر نمونه‌ها از همه کمتر باشد، بعنوان امضاء الگو انتخاب می‌گردد.

- **فاصله با استفاده از DTW**[۷۳]

روش دیگر برای انتخاب امضاء الگو استفاده از DTW می باشد که همانند فاصلهٔ اقلیدسی می‌باشد، با این تفاوت که در این روش اندازه اختلاف بین نقاط متناظر در دو نمونه امضاء یک کاربر با استفاده از الگوریتم DTW در نظر گرفته می‌شود، در حالیکه در روش فاصله اقلیدسی اختلاف بین نقاط نظیر به نظیر در دو نمونه امضاء بکار می‌رفت.

- **پیچش زمانی پویای کلاسیک**

[73] Dynamic Time Warping

فرض کنید دو سیگنال زمانی داریم که طول زمانی سیگنال Q برابر با n و طول زمانی سیگنال C برابر با m است [شکل (۴- ۱۴)].

$$Q = q_1, q_2, \ldots\ldots q_n \qquad (۶-۴)$$

$$C = c_1, c_2, \ldots\ldots c_m$$

برای بدست آوردن تطابق بین این دو سیگنال، ابتدا ماتریس d با ابعاد $n \times m$ تشکیل می‌دهیم که عنصر (i,j) این ماتریس بصورت زیر تعریف می‌شود.

$$d(i, j) = \left| q_i - c_j \right| \qquad (۷-۴)$$

برای پیدا کردن تطابق بهینه بین دو سیگنال، مسیری را پیدا می‌کنیم که حاصل جمع درایه‌های ماتریس d از $(1,1)$ تا (n,m) روی این مسیر کمینه شود. به مسیری که چنین ویژگی را داشته باشد مسیر پیچش[۷۴] گفته می‌شود. مسیر پیچشW، مجموعه‌ای به هم پیوسته از عناصر ماتریس d است که جزئیات تطابق بین q و c را بیان می‌کند.

عنصر k ام ازW به صورت $w_k = (i(k), j(k))$ تعریف می‌شود.

$$W = w_1, \ldots w_i, \ldots . w_k \qquad \max(m,n) < k < m+n-1 \qquad (۸-۴)$$

مسیر بهینه W، مسیری است که رابطه (۴-۹) را کمینه کند.

$$DTW(Q,C) = \min \sqrt{\sum_{t=1}^{K} d(w_t)} \qquad (۹-۴)$$

با استفاده از الگوریتم برنامه‌ریزی پویا DP[۷۵] می‌توان فاصله کلی[۷۶] بین دو سیگنال و مسیر تطابق بهینه را تعیین کرد. برای این منظور با استفاده از رابطه (۴-۱۰) ماتریس γ تشکیل می‌شود.

$$\gamma(i, j) = d(i, j) + \min\{ \gamma(i-1, j-1), \gamma(i-1, j), \gamma(i, j-1)\} \qquad (۱۰-۴)$$

---

[74] Warping
[75] Dynamic programming
[76] Overall distance

پیدا کردن ماتریس γ به محاسبات زیادی نیاز دارد و زمان زیادی برای اجرای این الگوریتم نیاز خواهیم داشت. به همین دلیل برای کاهش محاسبات و افزایش سرعت، الگوریتمDP به وسیله چندین شرط محدود می‌شود.

مهمترین شرایط محدود کننده عبارتند از:

۱) شرایط مرزی: مسیر باید در $w_1 = (1,1)$ شروع و در $w_k = (m,n)$ به پایان برسد. بنابراین مسیر در سمت چپ و پایین ماتریس d شروع، و در سمت راست و بالای آن تمام می‌شود.

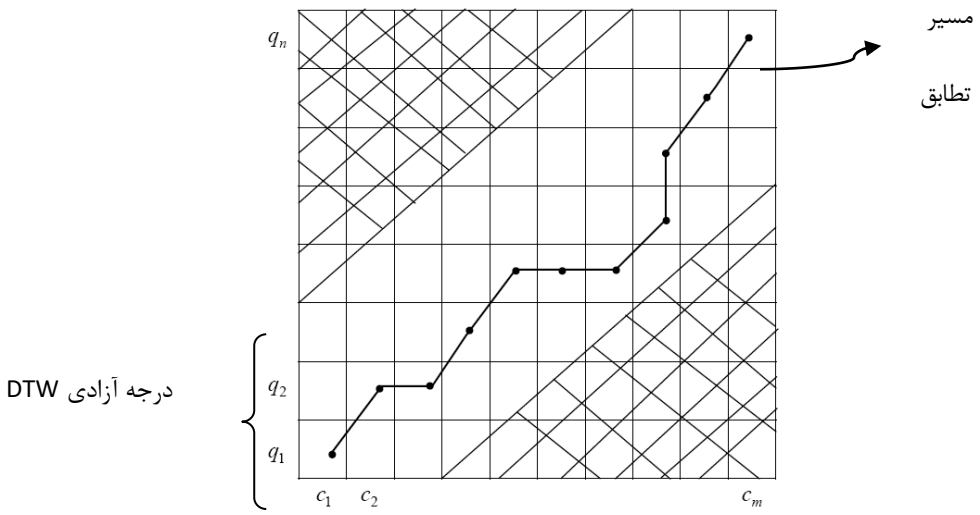
۲) شرط پیوستگی: تمام نقاطی که در محدوده مجاز برای یافتن مسیر پیچش قرار دارند باید رابطه (۴-۱۰) روی آنها اجرا شود. i و j در این رابطه، با گامهای صفر یا یک اضافه می شوند.

۳) شرط محدوده تطابق: به طور شهودی، احتمال اینکه مسیر تطابق از قطر ماتریس دور باشد خیلی کم است به همین دلیل برای افزایش سرعت الگوریتم، رابطه (۴-۱۰) فقط بر روی درایه‌های نزدیک قطر فرعی ماتریس d اجرا می‌شود. با اعمال این شرط بسیاری از حالت‌ها که احتمال وقوع آنها خیلی کم است در نظر گرفته نمی‌شود. حداکثر فاصله مجاز انحراف مسیر تطابق از قطر فرعی ماتریس d را درجه آزادی DTW می‌نامیم. برای یافتن مسیر تطابق به صورت زیر عمل می‌کنیم.

اگر $w_R = (i,j)$، w_{R-1} را با رابطه (۴-۱۱) تعیین می‌کنیم.

$$w_{R-1} = \begin{cases} (i, j-1) & \min\{\gamma(i-1, j-1), \gamma(i-1, j), \gamma(i, j-1)\} = \gamma(i, j-1) \\ (i-1, j-1) & \min\{\gamma(i-1, j-1), \gamma(i-1, j), \gamma(i, j-1)\} = \gamma(i-1, j-1) \\ (i-1, j) & \min\{\gamma(i-1, j-1), \gamma(i-1, j), \gamma(i, j-1)\} = \gamma(i-1, j) \end{cases} \qquad (۴-۱۱)$$

جستجوی مسیر تطابق از $w_k = (m,n)$ شروع و در $w_1 = (1,1)$ به پایان می‌رسد. شکل(۴-۱۴) یک نمونه مسیر تطابق و درجه آزادیDTW را نشان می‌دهد.



شکل(۴-۱۴)، نمایش یک نمونه مسیر تطابق و درجه آزادی

با توجه به این نکته مهم که انتخاب امضاء الگو با استفاده از پیچش زمانی پویا در حدود ۱۰ برابر نسبت به فاصله اقلیدسی زمان بیشتری می‌گیرد و در فرآیند سیستم تأیید امضاء برخط، زمان اجرای الگوریتم را طولانی می‌کند، ما در این پایان نامه برای افزایش سرعت الگوریتم پیشنهادی از فاصلهٔ اقلیدسی برای تعیین امضاء الگو استفاده می کنیم.

۴-۵-۱- توصیف آماری امضاءهای مرجع

در این قسمت توصیف آماری امضاءهای مجموعهٔ مرجع هر کاربر را محاسبه می کنیم. بدین صورت که برای هر مجموعه مرجع R_{ID}، ابتدا مقادیر ماکزیمم فاصلهٔ اقلیدسی هر امضاء مرجع از سایر امضاءهای مرجع R_{ID}، مینیمم فاصلهٔ اقلیدسی هر امضاء مرجع از سایر امضاءهای مجموعه مرجع R_{ID} و همچنین فاصلهٔ هر امضاء مرجع از امضاء الگوی مجموعهٔ R_{ID} محاسبه می شوند. سپس مقادیر، متوسط فاصلهٔ امضاءهای مرجع R_{ID} از نزدیکترین همسایه ($d_{\min}(R_{ID})$)، متوسط فاصلهٔ امضاءهای مرجع R_{ID} از دورترین همسایه ($d_{\max}(R_{ID})$) و متوسط فاصلهٔ امضاءهای مرجع R_{ID} از امضاء الگو ($d_{template}(R_{ID})$) با میانگین گیری از مقادیر بدست آمده برای هر امضاء مرجع R_{ID} محاسبه و ذخیره می گردند [35].

مقادیر میانگین فاصله های محاسبه شده، تغییرات امضاء هر شخص را توصیف می کنند و برای نرمالیزه کردن فاصله های مینیمم و ماکزیمم و فاصله تا امضاء الگوی، هر امضاء شخص از مجموعهٔ مرجع مربوطه استفاده می شوند. با استفاده از نرمالیزه کردن فاصله ها توسط میانگین های مجموعهٔ مرجع مربوطه، نیاز به محاسبهٔ مقدار آستانهٔ جداگانه برای هر شخص را حذف می کنیم، و تنها از یک مقدار آستانه برای تمام کاربرها استفاده می کنیم.

۴-۶- آموزش کلاسیفایر

بعد از انجام فرآیندهای پیش پردازش و استخراج ویژگی باید فرآیند تطبیق[۷۷] سیستم تأیید امضاء صورت گیرد. برای آموزش کلاسیفایر ابتدا، هر امضاء آموزشی(***Y***) با امضاءهای مجموعه مرجع مربوطه(R_{ID}) مقایسه می شود و مقادیر، کمترین فاصله تا مجموعه امضاءهای مرجع R_{ID} ،($d_{\min}(Y,R_{ID})$)، بیشترین فاصله تا مجموعه امضاءهای مرجع R_{ID} ،($d_{\max}(Y,R_{ID})$) و فاصله تا امضاء الگوی مجموعه امضاءهای مرجع R_{ID} ،($d_{template}(Y,R_{ID})$) محاسبه می شوند(مطابق شکل (۴-۱۵)). سپس این مقادیر فاصله به ترتیب توسط مقادیر، متوسط فاصلهٔ امضاءهای مرجع R_{ID} از نزدیکترین همسایه ($d_{\min}(R_{ID})$)، متوسط فاصلهٔ امضاءهای مرجع R_{ID} از دورترین همسایه ($d_{\max}(R_{ID})$) و متوسط فاصلهٔ امضاءهای مرجع R_{ID} از امضاء الگو ($d_{template}(R_{ID})$) نرمالیزه می شوند تا بردار ویژگی سه بعدی (F_Y) را تشکیل دهند. در واقع هر امضاء را با یک بردار سه بعدی (F_Y) نشان می دهیم[35].

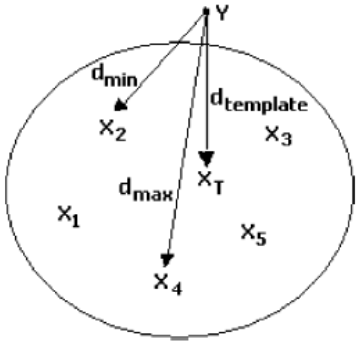
$$F_Y = \begin{bmatrix} d_{\min}(Y,R_{ID})/\,d_{\min}(R_{ID}) \\ d_{\max}(Y,R_{ID})/\,d_{\max}(R_{ID}) \\ d_{template}(Y,R_{ID})/\,d_{template}(R_{ID}) \end{bmatrix} \qquad (۱۲-۴)$$

---

[77] Matching

[۲] Principle Component Analysis

در این پایان نامه از دو کلاسیفایر، خطی همراه با PCA [۷۸] و شبکهٔ عصبی[۷۹] استفاده می کنیم که در ادامه هر یک را به صورت کامل توضیح می دهیم.



شکل (۴-۱۵)، فاصله های امضاء آموزشی از مجموعه امضاءهای مرجع، نزدیکترین فاصله تا مجموعه امضاءهای مرجع ($d_{\min}$)، دورترین فاصله تا مجموعه امضاءهای مرجع($d_{\max}$)، فاصله تا امضاء الگو($d_{template}$)

۴-۶-۱- فرآیند آموزش[۸۰] و آزمایش[۸۱] با استفاده از کلاسیفایر خطی همراه با PCA

در این قسمت برای اینکه مقدار آستانه ای برای جدا کردن امضاءهای اصلی و جعلی پیدا کنیم، از کلاسیفایر خطی همراه با PCA استفاده می کنیم. بدین صورت که ابتدا با استفاده از الگوریتم PCA ابعاد فضای ویژگیهای داده های آموزشی را از سه بعد به یک بعد کاهش می دهیم در حالی که اکثر تغییرات حفظ می شود سپس اطلاعات یک بعدی بدست آمده از الگوریتم PCA را بررسی کرده و یک مقدار آستانه که دو کلاس را از یکدیگر جدا کند، انتخاب می کنیم[35].

۴-۶-۱-۱- آموزش کلاسیفایر خطی

در فرآیند آموزش بعد از اینکه امضاء پیش پردازش شد، ویژگیهای هر امضاء استخراج می‌شود، سپس مقادیر مینیمم و ماکزیمم فاصله تا مجموعه امضاءهای مرجع مربوطه و فاصله تا امضاء الگو محاسبه و توسط

[78] Principle Component Analysis
[79] Neural Network
[80] Training
[81] Test

مقادیر میانگین فاصله های مربوطه، نرمالیزه می شوند و این سه مقدار به عنوان سه ویژگی هر امضاء برای آموزش استفاده می شود.

پس از بدست آوردن مقادیر فاصله های نرمالیزه برای همهٔ امضاءهای آموزشی و ذخیرهٔ آنها در سه بردار $d_{\min}$، $d_{\max}$ و $d_{template}$، فضای ویژگی مربوط به داده های آموزشی را بدست می آوریم. فضای ویژگی مربوط به داده های آموزشی پایگاه دادهٔ ایرانی و پایگاه داده SVC2004 در شکلهای(۴-۱۶) و (۴-۱۷) نشان داده شده اند. که در آنها نمونه امضاءهای اصلی با رنگ آبی (نقطه های تیره) و نمونه امضاءهای جعلی با رنگ قرمز (نقطه های روشن) مشخص شده اند. همانطور که در این شکلها مشخص است با استفاده از این ویژگیهای نرمالیزه، نمونه های اصلی و جعلی تقریبا از هم جدا شده اند. سپس برای کاهش ابعاد فضای ویژگیها از الگوریتم PCA استفاده می کنیم، بدین صورت که سه بردار $d_{\min}$، $d_{\max}$ و $d_{template}$ را به عنوان ورودی به الگوریتم PCA اعمال می کنیم و با استفاده از رابطه(۴-۱۳)، که در آن m میانگین داده ها و x_k سه بردار ورودی الگوریتم PCA می باشند، ماتریس پراکندگی مربوط به داده های ورودی، که یک ماتریس 3×3می باشد، را محاسبه می کنیم.

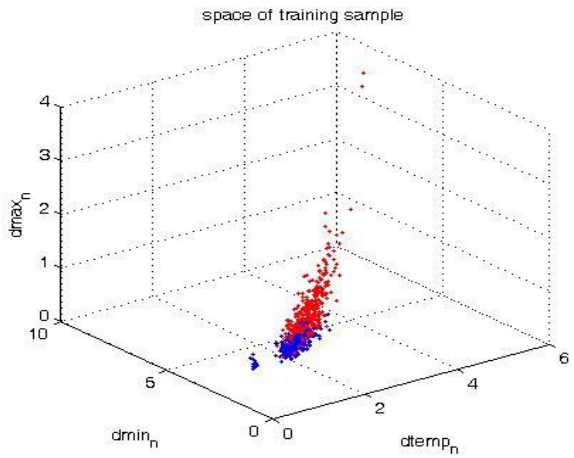
$$S = \sum_{i=1}^{n} (x_k - m)(x_k - m)^t \qquad (۱۳-۴)$$

سپس مقادیر ویژه ماتریس پراکندگی را محاسبه می کنیم و آنها را بصورت نزولی مرتب می کنیم سپس بردار ویژه متناسب با بزرگترین مقدار ویژه ماتریس پراکندگی، که یک بردار 1×3 می باشد، را بدست می آوریم. در واقع این بردار ویژه جهت بیشترین پراکندگی داده های آموزشی در فضای سه بعدی را مشخص می کند. سپس بردار ویژهٔ بدست آمده را در ماتریس سه بعدی بدست آمده از امضاءهای آموزشی ضرب می کنیم و یک بردار یک بعدی به طول تعداد امضاءهای آموزشی، که در واقع تصویر داده های آموزشی سه بعدی در جهت بیشترین پراکندگی می باشد، بدست می آوریم. با استفاده از این بردار یک بعدی و اطلاعاتی که در مورد امضاءهای آموزشی داریم، یک مقدار آستانه برای جدا کردن امضاءهای اصلی از جعلی و استفاده در فرایند آزمایش کلاسیفایر انتخاب می کنیم.

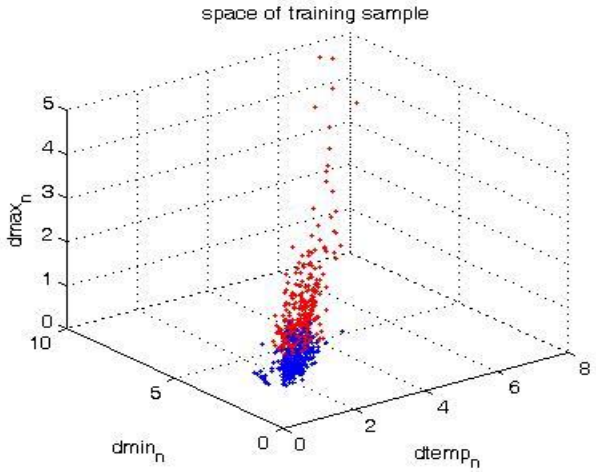
در پایگاه داده SVC2004 برای هر کاربر تعداد ۴۰ امضاء موجود است، که از این تعداد ۲۰ امضاء اصلی و

۲۰ امضاء نیز جعلی (جعل حرفه‌ای) می‌باشد. ما از ۱۰ نمونه امضاء اصلی هر شخص برای مجموعه امضاءهای مرجع او استفاده می کنیم و از میان امضاءهای اصلی و جعلی، تعداد ۱۵ نمونه امضاء (۵ امضاء اصلی و ۱۰ امضاء جعلی) را برای آموزش کلاسیفایر استفاده می‌کنیم [35].

در پایگاه داده ایرانی نیز برای هر کاربر تعداد ۴۰ امضاء موجود است، که از این تعداد ۲۵ امضاء اصلی و ۱۵ امضاء جعلی (جعل حرفه‌ای) می‌باشد. که در این پایگاه داده نیز برای هر شخص ۱۰ امضاء اصلی را به عنوان مجموعهٔ مرجع انتخاب می کنیم و فرآیند آموزش کلاسیفایر را با تعداد ۱۴ نمونه امضاء (۷ نمونه امضاء اصلی و ۷ نمونه امضاء جعلی) انجام می دهیم.



شکل(۴-۱۶)، فضای ویژگی مربوط به اطلاعات آموزشی پایگاه دادهٔ SVC2004 ، نمونه های اصلی با رنگ آبی و نمونه های جعلی با رنگ قرمز نشان داده شده است.



شکل(۴-۱۷)، فضای ویژگی مربوط به اطلاعات آموزشی پایگاه دادهٔ ایرانی ، نمونه های اصلی با رنگ آبی و نمونه های جعلی با رنگ قرمز نشان داده شده است.

۴-۶-۱-۲- آزمایش کلاسیفایر خطی

در مرحلهٔ آزمایش نیز پس از پیش پردازش و استخراج ویژگی برای هر امضاء تست، فاصلهٔ امضاء تست با مجموعه امضاءهای مرجع و امضاء الگو مربوطه اندازه گیری می شود و مقادیر مینیمم فاصله تا مجموعه امضاء مرجع و ماکزیمم فاصله تا مجموعه امضاء مرجع و فاصله تا امضاء الگو توسط مقادیر فاصله های متوسط بدست آمده در فرایند آموزش نرمالیزه شده و در یک بردار 3×1 ذخیره می شوند. سپس بردار ویژه بدست آمده از الگوریتم PCA در فرایند آموزش، که یک بردار 1×3 می باشد، را در این بردار 3×1 ضرب می کنیم و یک مقدار عددی بدست می آوریم، این مقدار با مقدار آستانهٔ بدست آمده در فرایند آموزش مقایسه می شود، اگر کوچکتر از مقدار آستانه باشد امضاء اصلی و در غیر این صورت امضاء جعلی خواهد بود.

فرایند آزمایش کلاسیفایر برای پایگاه داده SVC2004 با استفاده از امضاءهای باقی مانده از فرایند آموزش، که شامل ۱۵ نمونه امضاء(۵ امضاء اصلی و ۱۰ امضاء جعلی) برای هر کاربر می باشد، صورت می‌گیرد. در پایگاه داده ایرانی نیز از امضاءهای باقی مانده که شامل ۸ نمونه امضاء اصلی و ۸ نمونه امضاء جعلی می باشد، در فرایند آزمایش کلاسیفایر استفاده می‌شود. در نهایت با توجه به خروجی های بدست آمده از کلاسیفایر خطی و خروجی های مطلوب ما، میزان صحت کارآیی الگوریتم بدست می‌آید.

۴-۶-۱-۳- تصمیم گیری با استفاده از کلاسیفایر خطی

خروجی های بدست آمده از الگوریتم PCA در فرآیند تست مقادیر مختلفی دارند، که این مقادیر توسط مقدار آستانه ای[۸۲] که در مرحلهٔ آموزش کلاسیفایر بدست آمده است از هم جدا می شوند و در یکی از دو کلاس اصلی یا جعلی قرار می گیرند. اگر مقدار خروجی از مقدار آستانه کمتر باشد امضاء اصلی و در غیر اینصورت امضاء جعلی می باشد.

۴-۶-۲- فرآیند آموزش و آزمایش با استفاده از شبکه عصبی

علاوه بر روش قبلی ما در این قسمت از یک شبکه عصبی با ساختار پرسپترون[۸۳] چند لایه[۸۴] بمنظور آموزش شبکه عصبی و آزمایش سیستم تأیید امضاء برخط استفاده می‌کنیم[32].

طی فرآیند آموزش شبکه عصبی، بردار سه بعدی ویژگیهای استخراج شده به همراه مدت زمان کل امضاء، از چند نمونه امضاء اصلی و چند نمونه امضاء جعلی(جعل حرفه‌ای[۸۵]) هر کاربر برای آموزش به شبکه عصبی داده می‌شود. سپس در فرآیند آزمایش، از شبکه آموزش دیده برای هر کاربر بعنوان یک طبقه بند[۸۶] دو کلاسه استفاده می‌شود، تا امضاءهای اصلی را از امضاءهای جعلی جدا کند.

۴-۶-۲-۱- آموزش شبکه های عصبی

---

[82] Threshold
[83] Perceptron
[84] Multi-layer
[85] Skill Forgery
[86] Classifier

ما در این پایان نامه از شبکه‌های عصبی پس انتشار[87] (BNN) برای آموزش و تعیین وزن‌های شبکه عصبی استفاده می‌کنیم [36]. طرز کار کلی این الگوریتم به این صورت است که، وزن ها و بایاس های شبکه یک بار مقدار دهی اولیه می‌شوند و سپس طی فرآیند تکرار با مینیمم کردن میانگین مربعات خطا[88] (MSE) بین خروجی‌های شبکه و خروجی‌های مطلوب در فرآیند آموزش، ضرایب شبکه را تعیین و ذخیره می‌کند. توضیحات بیشتر در پیوست (د) آمده است.

برای هر کاربر نمونه امضاءهای اصلی را $\underline{1}$ و نمونه امضاءهای جعلی را $\underline{-1}$ در نظر می‌گیریم.

حال شبکه عصبی که تا اینجا تعیین کردیم، به روش پس انتشار با دادن نمونه‌های آموزشی امضاء برای هر کاربر و تعیین ضرایب شبکه عصبی، آموزش می دهیم. تعداد لایه های پنهان و تعداد نرون های هر لایه در سرعت آموزش و کاهش خطای آموزش موثر می‌باشد. ما از یک لایه پنهان استفاده نمودیم، و تعداد نرون های مختلف را برای بدست آوردن بهترین میزان کارآیی سیستم آزمایش نمودیم که نتایج آنها را در فصل بعد خواهیم آورد.

فرآیند آموزش برای هر کاربر بصورت جداگانه صورت می‌گیرد، تعداد دفعات تکرار را ۳۰۰۰ در نظر می‌گیریم تا طی این تعداد شبکه به مینیمم خطای تعیین شده، که عددی در حدود ۱۰ میکرو است، برسد سپس شبکه مربوط به هر کاربر پس از آموزش ذخیره می‌گردد.

۴-۶-۲-۲- آزمایش شبکه های عصبی

هنگامی که آموزش کامل شد شبکه برای قابلیت های تعمیم یافتن و یادگیری آزمایش می‌شود. آزمایش برای قابلیت یادگیری شبکه توسط آزمایش برای تولید خروجی برای مجموعه‌ای از ورودی ها که در مرحله

[87] Backpropagation Neural Network
[88] Mean Square Error

آموزش استفاده نشده‌اند، انجام می‌گیرد تا از بیش از حد آموزش دیدن شبکه جلوگیری شود زیرا در مرحلهٔ آموزش این امکان وجود دارد که شبکه الگوها را حفظ کند و برای مرحله تست جواب درستی ندهد.

در فرآیند آزمایش نیز از شبکه عصبی استفاده می‌شود. بدین صورت که برای هر امضاء تست ۴ مقدار، مینیمم فاصله تا مجموعه امضاءهای مرجع مربوطه، ماکزیمم فاصله تا مجموعه امضاءهای مرجع مربوطه، فاصله تا امضاء الگو مربوطه و مدت زمان کل امضاء محاسبه می شوند، سپس شبکهٔ عصبی آموزش دیدهٔ مربوطه فراخوانی می شود و این ۴ مقدار به ورودی آن اعمال می شوند و در خروجی یک مقدار که معرف اصلی یا جعلی بودن امضاء تست است، بدست می آید.

در شبکه عصبی نیز از داده هایی مشابه با کلاسیفایر خطی برای آموزش و آزمایش استفاده می کنیم.

۴-۶-۲-۳- تصمیم گیری با استفاده از شبکه عصبی

خروجی های بدست آمده از شبکه عصبی در فرآیند تست باید مقادیر ۱ یا ۱- را داشته باشند، که ۱ معرف امضاء اصلی و ۱- معرف امضاء جعلی می‌باشد. اما بدلیل اختلاف بین امضاءهای آموزش و آزمایش و دیگر مسائل، خروجی شبکه عصبی از فرآیند تست مقادیری بین ۱و ۱- می باشد که با گذاشتن یک مقدار آستانه[۸۹]، مقادیر مثبت (بعنوان امضاء اصلی) را از مقادیر منفی (بعنوان امضاء جعلی) جدا می‌کنیم. مقدار این حد آستانه صفر می‌باشد.

نتایج مربوط به شبیه سازی الگوریتم پیشنهادی برای دو پایگاه داده ایرانی و SVC2004 با استفاده از دو کلاسیفایر خطی و شبکه عصبی در فصل بعدی آورده می شود.

۴-۷- نتیجه گیری

[89] Threshold

در این فصل الگوریتم پیشنهادی در این پایان نامه برای سیستم تشخیص امضاء بر خط را بصورت کامل توضیح دادیم. همانطور که گفته شد ما از تبدیل میلین برای فرایند پیش پردازش سیستم و از ضرایب طیف فرکانسی مل برای استخراج ویژگیهای مهم سیگنالهای امضاء استفاده کردیم. برای طبقه بندی امضاءها به دو دسته اصلی و جعلی از دو کلاسیفایر، خطی همراه با PCA و شبکه عصبی استفاده نمودیم که نتایج مربوط به شبیه سازی الگوریتم برای این دو کلاسیفایر در فصل بعدی آورده می شود.

فصل پنجم :

پیاده سازی الگوریتم

پیشنهادی و ارزیابی نتایج

۵-۱- مقدمه

در این فصل نتایج اجرای الگوریتم تشریح شده در فصل چهارم بر روی پایگاههای داده موجود آورده می‌شود و نتایج آن با کارهای مشابه مقایسه می‌گردد. در ابتدا توضیحی در مورد نحوه محاسبه میزان خطاها داده می‌شود، سپس در دو بخش نتایج را در مورد پایگاه داده SVC2004 و پایگاه داده ایرانی بطور جداگانه بیان می‌کنیم. برای بررسی سیستم تأیید امضاء پیشنهادی، نرخ خطای تأیید آنرا با دیگر روشها مقایسه می‌کنیم. در نهایت با توجه به نتایج بدست آمده و مقایسه‌ای که با دیگر کارهای مرتبط صورت گرفته، نتیجه گیری نهایی انجام می شود و برای افزایش کارآیی سیستم و همچنین بهتر شدن کارآیی الگوریتم چندین پیشنهاد ارائه می‌کنیم.

لازم به تذکر است که، کامپیوتر مورد استفاده برای اجرای الگوریتم پیشنهادی که زمانهای آنها ذکر خواهد شد، دارای مشخصات CPU=1.6 GHz و RAM=750 M می باشد.

۵-۲- معیار میزان خطای سیستم

همانطور که در فصل قبل بیان شد ما در این پایان نامه از دو کلاسیفایر خطی و شبکه عصبی برای کلاسه بندی امضاءها استفاده می کنیم. در این بخش نحوه محاسبه میزان خطا برای این دو کلاسیفایر را توضیح می دهیم.

- **شبکه عصبی**

خروجی شبکه عصبی بعد از فرآیند تصمیم گیری به ۱ و ۱- تبدیل می‌شود، این خروجی فرآیند تست از مجموعه امضاءهای اصلی و جعلی تشکیل شده است، با آگاهی ما از امضاءهای ورودی برای تست الگوریتم، می‌توان میزان صحت الگوریتم را بدست آورد.

ابتدا بردار r را با تعدادی۱ (به تعداد امضاءهای اصلی) و تعدادی ۱- (به تعداد امضاءهای جعلی) تشکیل می‌دهیم و بردار u را، که خروجی شبکه عصبی برای هر کاربر می‌باشد، داریم. قدر مطلق اختلاف این دو بردار را بر ۲ تقسیم می‌کنیم.

$$d = \frac{|u - r|}{2} \qquad (۱-۵)$$

عناصر بردار d که از صفر و یک تشکیل شده است را با هم جمع کرده و بر تعداد کل نمونه امضاءهای تست که برای هر کاربر استفاده شده است، تقسیم می‌کنیم، عدد بدست آمده متعلق به یک کاربر می‌باشد، ما عملیات گفته شده را به تعداد کاربرهای پایگاه داده انجام می‌دهیم و عدد d بدست آمده برای هر کدام را با هم جمع کرده بر تعداد کل تقسیم می‌کنیم. عدد بدست آمده را در ۱۰۰ ضرب می‌کنیم تا معرف خطای کلی سیستم (EER[۹۰]) برای مجموعه پایگاه داده مربوطه شود. میزان اختلاف این عدد از ۱۰۰ معرف میزان صحت درستی الگوریتم می‌باشد. بعنوان مثال اگر برای یک کاربر از ۱۴ امضاء تست که ۷ تای آن اصلی و ۷ تای آن جعلی است، الگوریتم،۱ امضاء اصلی را بصورت غلط جعلی نتیجه دهد و ۲ امضاء جعلی را بطور غلط اصلی نتیجه دهد، خطای کلی این کاربر برابر ***%21*** =EER است.

- **کلاسیفایر خطی**

[90] Equal Error Rate

خروجی الگوریتم PCA در کلاسیفایر خطی یک مقدار عددی می باشد که اگر این مقدار کوچکتر از مقدار آستانهٔ تعیین شده در مرحلهٔ آموزش باشد، امضاء اصلی و در غیر اینصورت جعلی است. همانطور که گفته شد خروجی فرآیند آزمایش از مجموعه امضاءهای اصلی و جعلی تشکیل شده است، با آگاهی ما از امضاءهای ورودی برای تست الگوریتم، می‌توان میزان خطای کلی الگوریتم را بدست آورد.

ابتدا تعداد امضاءهای اصلی که خروجی الگوریتم PCA برای آنها بزرگتر از مقدار آستانه باشد، امضاءهای اصلی که جعلی تشخیص داده شده اند، را محاسبه می کنیم و در متغیر a ذخیره می کنیم، سپس تعداد امضاءهای جعلی که خروجی الگوریتم PCA برای آنها کمتر از مقدار آستانه است، امضاءهای جعلی که اصلی تشخیص داده شده اند، را محاسبه کرده و در متغیر b ذخیره می کنیم. سپس مقادیر متغیرهای a و b را با هم جمع کرده و در متغیر c ذخیره می کنیم. سپس مقدار c را در ۱۰۰ ضرب کرده و بر تعداد کل امضاءهای استفاده شده در فرایند آزمایش تقسیم می کنیم تا معرف خطای کلی الگوریتم (EER) برای مجموعه پایگاه داده مربوطه بدست آید.

۵-۳- نتایج شبیه سازی الگوریتم پیشنهادی برای پایگاه داده SVC2004

الگوریتم شرح داده شده در فصل چهارم را برای دو حالت مختلف در فرایند پیش پردازش، استفاده از تبدیل میلین و بدون استفاده از تبدیل میلین، و با استفاده از دو کلاسیفایر خطی و شبکه عصبی، بر روی پایگاه داده SVC2004 آزمایش می‌کنیم و نتایج آنها را در جدولهای مربوطه ارائه می‌کنیم. در پایان این بخش نتایج حالتهای مختلف الگوریتم پیشنهادی را برای پایگاه داده SVC2004 با هم مقایسه می کنیم.

۵-۳-۱- نتایج شبیه سازی الگوریتم پیشنهادی بدون استفاده از تبدیل میلین

الگوریتم پیشنهاد شده در فصل قبل را بدون استفاده از تبدیل میلین در فرایند پیش پردازش بر روی پایگاه داده امضاء SVC2004 بترتیبی که گفته شد، اجرا می‌کنیم. در هر مرحله از فرآیند تأیید امضاء روش و الگوریتمی که بهترین نتیجه در آن مرحله بدست آمد در دیگر مراحل تأیید امضاء استفاده می‌کنیم. در این حالت آزمایشات را با دو کلاسیفایر، خطی همراه با PCA و شبکه عصبی انجام می دهیم که نتایج مربوط به هر یک را به صورت جداگانه بیان می کنیم.

در مرحلهٔ اول با در نظر گرفتن انتخاب امضاء الگو از روش فاصله اقلیدسی بین امضاءهای اصلی یک کاربر و استفاده از کلاسیفایر خطی همراه با PCA با مقدار آستانه t= ۲ برای قبول و رد کردن امضاء تست ورودی، فرکانس نمونه برداری (f_s) الگوریتم MFCC را تغییر می‌دهیم، و به روش سعی و خطا، فرکانس نمونه برداری را برای بدست آوردن کمترین میزان خطای کلی برای سیستم، تعیین می‌کنیم.

جدول (۵- ۱)، نتایج پایگاه داده SVC2004 برای فرکانسهای نمونه برداری مختلف در الگوریتم MFCC

فرکانس نمونه برداری(f_s)	FAR (%)	FRR (%)	EER (%)
20000 Hz	20.3	***11***	17.2
14000 Hz	***16***	8.5	13.5
10000 Hz	**12.5**	***8***	***11***
9000 Hz	14.3	***7***	11.8

7500 Hz	***17***	***5***	***13***

همانطور که در جدول (۵-۱) ملاحظه می‌کنید، با تغییر فرکانس نمونه برداری (f_s) تغییراتی در خطای کلی سیستم بوجود می‌آید، با توجه به نتایج آزمایشات فرکانس نمونه برداری $f_s = 10000Hz$ کمترین نرخ خطا را برای الگوریتم پیشنهادی نتیجه می دهد بنابراین آنرا برای الگوریتم MFCC انتخاب می کنیم و مراحل بعدی را با این فرکانس نمونه برداری ادامه می‌دهیم. با انتخاب $f_s = 10000Hz$ سیگنال ورودی الگوریتم MFCC، که یک بردار ۵۱۲ نمونه ای می باشد، به ۳ فریم تقسیم می شود و برای هر فریم ۱۳ ضریب MFCC بدست می آید. با توجه به اعمال دو سیگنال $x(t)$ و $y(t)$ به ورودی الگوریتم MFCC، در نهایت هر امضاء را با ۷۸ ضریب MFCC نشان می دهیم. زمان اجرای الگوریتم پیشنهادی برای آموزش کلاسیفایر خطی با فرکانسهای نمونه برداری مختلف برای الگوریتم MFCC حدود 75 ثانیه می‌باشد.

با انتخاب فرکانس نمونه برداری مناسب برای الگوریتم MFCC، در این مرحله اثر مقادیر مختلف آستانه تصمیم گیری در نتیجه کلی سیستم، را مورد بررسی قرار می دهیم، نتایج مربوط به مقادیر مختلف آستانه در جدول (۵-۲) نشان داده شده است.

جدول (۵- ۲)، نتایج پایگاه داده SVC2004 برای آستانه‌های مختلف در کلاسیفایر خطی

آستانه تصمیم گیری	FAR(%)	FRR (%)	EER (%)
t=***2.1***	***18.5***	***5***	***14***
t=***2***	***12.5***	***8***	***11***
t=*1.9*	***7***	***12.5***	***8.8***
t=***1.8***	***5***	***19.5***	***9.8***

همانطور که در جدول (۵-۲) نشان داده شده است با تغییر مقدار آستانه کلاسیفایر خطی، بهترین نتیجه برای t=۱,۹ بدست می آید. با استفاده از فرکانس نمونه برداری $f_s = 10000Hz$ و آستانه مناسب t=۱,۹ خطای کلی سیستم برای این حالت الگوریتم پیشنهادی در حدود ***8.8%*** بدست می‌آید.

در مرحلهٔ دوم این بخش از شبکه عصبی به عنوان کلاسیفایر استفاده می کنیم. در این مرحله با در نظر گرفتن انتخاب امضاء الگو از روش فاصله اقلیدسی بین امضاءهای اصلی یک کاربر و استفاده از الگوریتم MFCC با فرکانس نمونه برداری $f_s = 10000Hz$ در فرایند استخراج ویژگی و آستانه t= ۰ برای قبول و رد کردن امضاء تست ورودی، تعداد نرونهای لایه پنهان را برای بدست آوردن کمترین میزان خطای سیستم تغییر می دهیم. نتایج مربوط به این آزمایشات در جدول (۵-۳) نشان داده شده است.

جدول (۵- ۳)، نتایج پایگاه داده SVC2004 برای تعداد نرونهای مختلف در لایه پنهان شبکه عصبی

تعداد نرونهای لایه پنهان	FAR (%)	FRR (%)	EER (%)
4	***3.3***	***14.5***	***7***
5	***5***	***11.5***	***7.2***
6	***3.8***	***16***	***7.8***
8	***3.3***	***18***	***8.2***
16	***6.3***	***12***	***8.2***

با توجه به نتایج این آزمایشات برای تعداد نرونهای مختلف، تعداد ۴ نرون را، که دارای کمترین میزان خطای کلی برای الگوریتم پیشنهادی می باشد، برای لایهٔ پنهان شبکه عصبی انتخاب می‌کنیم. زمان آموزش الگوریتم پیشنهادی برای آموزش شبکه عصبی با تعداد نرونهای ذکر شده در جدول (۵-۳) حدود ۱۰۰ ثانیه می‌باشد.

با انتخاب تعداد ۴ نرون در لایه پنهان شبکه عصبی، با توجه به نتایج آزمایشات انجام شده در مرحله قبل، اثر مقادیر مختلف آستانه تصمیم گیری شبکه عصبی در خطای سیستم را در جدول (۵-۴) مشاهده می‌کنید.

جدول (۵- ۴)، نتایج پایگاه داده SVC2004 برای آستانه‌های مختلف در شبکه عصبی

آستانه تصمیم گیری	FAR(%)	FRR (%)	EER (%)
t=-0.2	***4***	***12.5***	***6.8***
t=-0.1	***3.8***	***13***	***6.8***
t=0	***3.3***	***14.5***	***7***
t=0.1	***3.3***	***16***	***7.5***
t=0.2	***3.3***	***16.5***	***7.7***

با انتخاب ۴ نرون برای لایه پنهان شبکه عصبی و آستانه t= -0.2، خطای کلی سیستم تشخیص امضاء برای پایگاه داده SVC2004 در این حالت حدود ***%6.8*** بدست می آید.

۵-۳-۲- نتایج شبیه سازی الگوریتم پیشنهادی با استفاده از تبدیل میلین

در این قسمت الگوریتم پیشنهاد شده در فصل چهارم را با استفاده از تبدیل میلین در مرحلهٔ پیش پردازش، بر روی پایگاه داده امضاء SVC2004 بترتیبی که گفته شد، تست می‌کنیم و نتایج بدست آمده را بررسی و با نتایج بخش قبل مقایسه می کنیم.

در مرحلهٔ اول این قسمت مشابه با بخش قبلی از روش فاصله اقلیدسی بین امضاءهای اصلی یک کاربر برای انتخاب امضاء الگو استفاده می کنیم و در مرحله کلاسه بندی از کلاسیفایر خطی همراه با PCA با مقدار

آستانه t= ۲ برای قبول و رد کردن امضاء تست ورودی استفاده می کنیم، سپس فرکانس نمونه برداری (f_s) الگوریتم MFCC را تغییر می‌دهیم تا فرکانس نمونه برداری را برای بدست آوردن کمترین میزان خطای سیستم تعیین کنیم. نتایج مربوط به فرکانسهای نمونه برداری مختلف در جدول (۵-۵) نشان داده شده است.

جدول (۵- ۵)، نتایج پایگاه داده SVC2004 برای فرکانسهای نمونه برداری مختلف در الگوریتم MFCC

فرکانس نمونه برداری(f_s)	FAR (%)	FRR (%)	EER (%)
100000 Hz	***29.8***	***21***	***26.8***
50000 Hz	***22.8***	۱۹	***21.5***
20000 Hz	***15.8***	***5.5***	***12.3***
10000 Hz	***8.5***	***7***	***8***
7500 Hz	***11.8***	***7.5***	***10.3***

با توجه به نتایج آزمایشات مربوط به فرکانس نمونه برداری مختلف برای الگوریتم MFCC مشاهده می کنیم که کمترین نرخ خطا مربوط به $f_s = 10000Hz$ می باشد. با انتخاب $f_s = 10000Hz$ هر یک از دو سیگنال ورودی الگوریتم، که با توجه به استفاده از تبدیل میلین به سیگنالی با ۶۴۰۷ نمونه تبدیل شده است، به ۶۲ فریم تقسیم می شود و برای هر فریم ۱۳ ضریب MFCC بدست می آید و در کل هر امضاء را با ۱۶۱۲ ضریب MFCC مشخص می کنیم. بنابراین $f_s = 10000Hz$ را برای الگوریتم MFCC انتخاب می کنیم و مراحل بعدی را با این فرکانس نمونه برداری ادامه می‌دهیم. زمان اجرای الگوریتم پیشنهادی برای آموزش کلاسیفایر خطی با فرکانس نمونه برداری $f_s = 10000Hz$ در این قسمت حدود 170 ثانیه می‌باشد.

با انتخاب فرکانس نمونه برداری مناسب برای الگوریتم MFCC، در این مرحله آستانه تصمیم گیری کلاسیفایر خطی را برای بدست آوردن کمترین میزان خطای سیستم پیشنهادی تغییر می دهیم، نتایج مربوط به مقادیر مختلف آستانه در جدول (۵-۶) نشان داده شده است.

جدول (۵- ۶)، نتایج پایگاه داده SVC2004 برای آستانه‌های مختلف در کلاسیفایر خطی

آستانه تصمیم گیری	FAR(%)	FRR (%)	EER (%)
t=***2.1***	***14***	***3.5***	***10.5***
t=***2***	***8.5***	***7***	***8***
t=*1.97*	***7***	***9***	***7.6***
t=***1.9***	***5.2***	***14.5***	***8.3***

با مشخص شدن فرکانس نمونه برداری مناسب برای الگوریتم MFCC در این قسمت و همچنین انتخاب آستانه مناسب t=۱,۹۷ برای کلاسیفایر خطی، خطای کلی سیستم پیشنهادی در فصل قبل برای حالت استفاده از تبدیل میلین و کلاسیفایر خطی در حدود ***7.6%*** بدست می‌آید که در مقایسه با حالت بدون استفاده از تبدیل میلین و کلاسیفایر خطی، خطای کلی الگوریتم پیشنهادی را حدود ***1.2%*** کاهش داده است.

در مرحلهٔ دوم این بخش برای پیاده سازی الگوریتم پیشنهادی در فصل قبل، با استفاده از تبدیل میلین در فرایند پیش پردازش و با در نظر گرفتن انتخاب امضاء الگو از روش فاصله اقلیدسی بین امضاءهای اصلی یک کاربر و استفاده از الگوریتم MFCC با فرکانس نمونه برداری $f_s = 10000Hz$ در فرایند استخراج ویژگی، از شبکه عصبی با مقدار آستانه t= ۰ برای قبول و رد کردن امضاء تست ورودی، به عنوان کلاسیفایر استفاده می کنیم. ابتدا تعداد نرون های لایه پنهان را تغییر می‌دهیم، تا با روش سعی و خطا تعداد نرونهای لایه پنهان شبکه عصبی را برای بدست آوردن کمترین میزان خطای سیستم، تعیین کنیم.

جدول (۵- ۷)، نتایج پایگاه داده SVC2004 برای تعداد نرونهای مختلف در لایه پنهان شبکه عصبی

تعداد نرونهای لایه پنهان	FAR (%)	FRR (%)	EER (%)
4	***5.2***	***12.5***	***7.6***
5	***6***	***13***	***8.3***
6	***3.3***	***9.5***	***5.3***
8	***4.3***	***10.5***	***6.3***
16	***8***	***9***	***8.3***

همانطور که در جدول (۵-۷) ملاحظه می‌کنید، با تغییر تعداد نرونها در لایه پنهان شبکه عصبی تغییراتی در خطای کلی سیستم بوجود می‌آید، با توجه به نتایج این آزمایشات، ما تعداد ۶ نرون را که دارای کمترین میزان خطا می باشد برای لایهٔ پنهان انتخاب می‌کنیم. زمان اجرای الگوریتم برای آموزش شبکه عصبی با تعداد نرونهای ذکر شده در جدول (۵-۷) حدود ۲۰۰ ثانیه می‌باشد.

پس از انتخاب تعداد نرون مناسب در لایه پنهان، اثر مقادیر مختلف آستانه تصمیم گیری در نتیجه کلی سیستم را با تغییر مقدار آن بررسی می کنیم، که نتایج مربوط به آستانه های مختلف شبکه عصبی، در جدول (۵-۸) نشان داده شده است.

جدول (۵- ۸)، نتایج پایگاه داده SVC2004 برای آستانه‌های مختلف شبکه عصبی

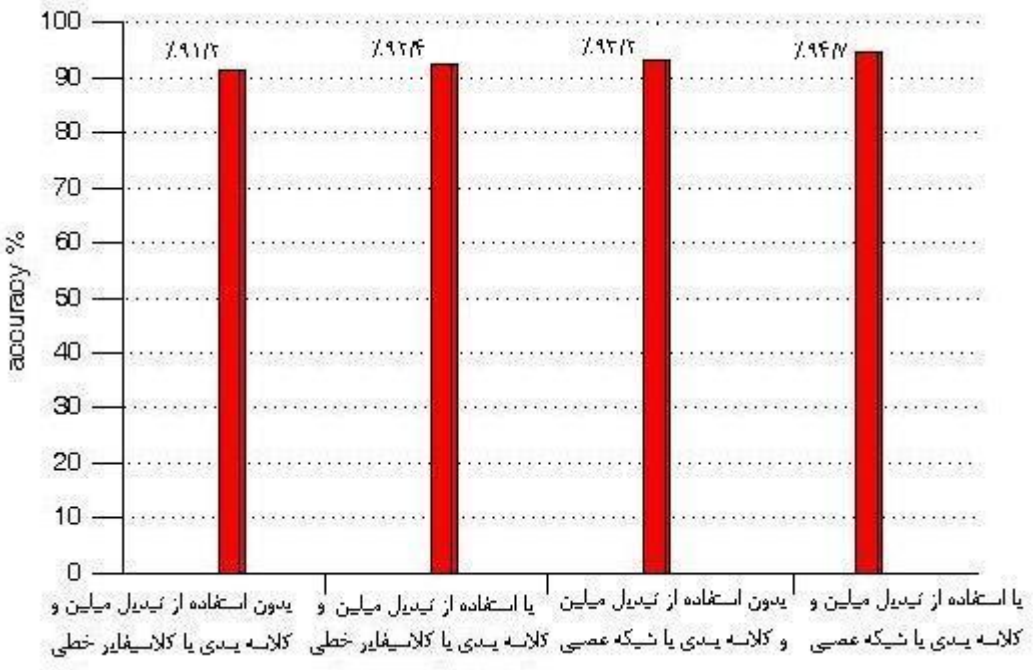
آستانه تصمیم گیری	FAR(%)	FRR (%)	EER (%)
t=-0.2	***4.8***	***8.5***	***6***
t=-0.1	***4***	***9***	***5.7***
t=0	***3.3***	***9.5***	***5.3***

t=0.1	***2.8***	***10.5***	***5.3***
t=0.2	***2.5***	***12.5***	***5.8***

با توجه به نتایج آزمایشات انجام شده در این مرحله و انتخاب تعداد ۶ نرون در لایه پنهان شبکه عصبی و همچنین انتخاب آستانه t=۰ برای قبول و رد کردن امضاء تست، خطای کلی سیستم تشخیص امضاء پیشنهادی برای پایگاه داده SVC2004 در حالت استفاده از تبدیل میلین در فرایند پیش پردازش و کلاسیفایر شبکه عصبی در حدود ***%5.3*** بدست می‌آید که در مقایسه با حالت بدون استفاده از تبدیل میلین و کلاسه بندی با شبکه عصبی، خطای کلی سیستم تشخیص امضاء را در حدود ***%1.5*** کاهش می دهد.

۵-۳-۳- مقایسه نتایج الگوریتم پیشنهادی در حالتهای مختلف برای پایگاه داده SVC2004

در بخش قبل نتایج پیاده سازی الگوریتم پیشنهادی بر روی پایگاه داده SVC2004 برای چهار حالت متفاوت آورده شده است، بدون استفاده از تبدیل میلین و کلاسه بندی با کلاسیفایر خطی، بدون استفاده از تبدیل میلین و کلاسه بندی با شبکه عصبی، با استفاده از تبدیل میلین وکلاسه بندی با کلاسیفایر خطی، با استفاده از تبدیل میلین و کلاسه بندی با شبکه عصبی، در این قسمت نتایج مربوط به این چهار حالت را با هم مقایسه می کنیم. نتایج مربوط به میزان صحت کلی این حالتها در شکل (۵-۱) نشان داده شده است. همانطور که در شکل (۵-۱) مشخص است، حالت استفاده از تبدیل میلین برای پیش پردازش و شبکه عصبی به عنوان کلاسیفایر داری بهترین جواب می باشد. بنابراین بهترین نتیجه الگوریتم پیشنهادی برای پایگاه داده SVC2004 دارای صحت درستی ***%94.7*** می باشد.



شکل (۵-۱)، مقاسیه نتایج الگوریتم پیشنهادی در ۴ حالت مختلف برای پایگاه داده SVC2004

۵-۴- نتایج شبیه سازی الگوریتم پیشنهادی برای پایگاه داده ایرانی

در این بخش الگوریتم پیشنهاد شده در فصل چهارم را بر روی پایگاه داده ایرانی بطور مشابه با پایگاه داده SVC2004 برای دو حالت مختلف در فرایند پیش پردازش، استفاده از تبدیل میلین و بدون استفاده از تبدیل میلین، و با استفاده از دو کلاسیفایر خطی همراه با PCA و شبکه عصبی شبیه سازی می‌کنیم و نتایج بدست آمده از آنها را در جدولهای مربوطه ارائه می‌کنیم. در پایان این بخش نتایج حالتهای مختلف الگوریتم پیشنهادی را برای پایگاه داده ایرانی با هم مقایسه می کنیم.

۵-۴-۱- نتایج شبیه سازی الگوریتم پیشنهادی بدون استفاده از تبدیل میلین

در این حالت از فاصله اقلیدسی بعنوان معیار انتخاب امضاء الگو و الگوریتم MFCC برای استخراج ویژگی استفاده می کنیم و آزمایشات را با دو کلاسیفایر خطی همراه با PCA و شبکه عصبی انجام می دهیم که نتایج مربوط به هر یک را به صورت جداگانه بیان می کنیم.

در مرحلهٔ اول برای کلاسه بندی امضاءها از کلاسیفایر خطی همراه با PCA استفاده می کنیم، ابتدا برای تعیین بهترین فرکانس نمونه برداری در الگوریتم MFCC آزمایشاتی را با فرکانسهای نمونه برداری مختلف و با مقدار آستانهٔ t=2.4 برای قبول و رد کردن امضاء تست ورودی، انجام می دهیم که نتایج مربوط به آنها در جدول (۵- ۹) نشان داده شده است.

جدول (۵- ۹)، نتایج پایگاه داده ایرانی برای فرکانسهای نمونه برداری مختلف در الگوریتم MFCC

فرکانس نمونه برداری(f_s)	FAR (%)	FRR (%)	EER (%)
20000 Hz	***9***	***7.2***	***8.1***
14000 Hz	***6***	***7***	***6.5***
10000 Hz	***6.5***	***6.3***	***6.4***
9000 Hz	***8***	***5***	***6.5***
7500 Hz	***7.6***	***5.6***	***6.6***

همانطور که در جدول (۵- ۹) مشاهده می‌کنید، با تغییر فرکانس نمونه برداری در الگوریتم MFCC تغییراتی درخطای کلی سیستم بوجود می آید. بین فرکانسهای نمونه برداری مختلف، $f_s = 10000Hz$ بهترین نتیجه را می‌دهد، این فرکانس نمونه برداری هر یک از سیگنالهای $x(t)$ و $y(t)$ امضاء را به 3 فریم تقسیم می کند و برای هر فریم ۱۳ ضریب MFCC بدست می آید. در کل هر امضاء را با 78 ضریب MFCC بدست آمده از سیگنالهای $x(t)$ و $y(t)$ مشخص می کنیم. بنابراین $f_s = 10000Hz$ را انتخاب می کنیم و بقیه مراحل آزمایش را با این فرکانس نمونه برداری انجام می‌دهیم.

زمان آموزش الگوریتم پیشنهادی برای فرکانسهای نمونه برداری مختلف ذکر شده در جدول (۵- ۹) برای حالت بدون استفاده از تبدیل میلین در فرایند پیش پردازش در حدود ۷۰ ثانیه می‌باشد.

پس از انتخاب فرکانس نمونه برداری مناسب در قسمت قبل در این قسمت تأثیر مقادیر مختلف آستانه تصمیم گیری کلاسیفایر خطی در میزان خطای سیستم را بررسی می کنیم. نتایج مربوط به آستانه های مختلف کلاسیفایر خطی در جدول (۵-۱۰) نشان داده شده است.

جدول (۵- ۱۰)، نتایج پایگاه داده ایرانی با آستانه‌های مختلف برای کلاسیفایر خطی

آستانه تصمیم گیری	FAR (%)	FRR (%)	EER (%)
t =2.5	***7.7***	***5.3***	***6.5***
t =2.4	***6.5***	***6.3***	***6.4***
t =2.3	***5.5***	***7***	***6.3***
t =2.2	***3.8***	***8.8***	***6.3***

با انتخاب فرکانس نمونه برداری $f_s = 10000Hz$ برای الگوریتم MFCC و همچنین انتخاب آستانه تصمیم گیری مناسب برای کلاسیفایر خطی که t =2.3 می‌باشد، خطای کلی سیستم تشخیص امضاء پیشنهادی برای پایگاه داده ایرانی در حالت بدون استفاده از تبدیل میلین برای فرایند پیش پردازش و کلاسیفایر خطی در حدود ***%6.3*** بدست می‌آید.

در مرحله دوم این بخش به جای کلاسیفایر خطی از شبکه عصبی به عنوان کلاسیفایر استفاده می کنیم و با توجه به نتایج بدست آمده از آزمایشات مربوط به فرکانس نمونه برداری در مرحلهٔ قبل $f_s = 10000Hz$ را برای الگوریتم MFCC انتخاب می کنیم، سپس با تغییر تعداد نرونهای لایهٔ پنهان شبکه عصبی و انتخاب مقدار آستانهٔ t=0 برای قبول و رد کردن امضاء تست، تعداد نرونهای لایه پنهان را برای بدست آوردن کمترین میزان خطا تعیین می کنیم. نتایج مربوط به تعداد نرونهای مختلف در لایه پنهان شبکه عصبی در جدول (۵-۱۱) نشان داده شده است.

جدول (۵- ۱۱)، نتایج پایگاه داده ایرانی برای تعداد نرونهای مختلف لایه پنهان شبکه عصبی

تعداد نرونهای لایه پنهان	FAR (%)	FRR (%)	EER (%)
4	***6***	***4.2***	***5.1***
5	***6.5***	***6.5***	***6.5***
6	***7.3***	***4.5***	***5.9***
8	***7.2***	***3.8***	***5.5***
16	***9.5***	***3.8***	***6.6***

همانطور که در جدول (۵-۱۱) نشان داده شده است، بین تعداد نرونهای مختلف تعداد ۴ نرون در لایه پنهان بهترین نتیجه را می‌دهد، بنابراین تعداد ۴ نرون را برای لایه پنهان شبکه عصبی انتخاب می کنیم و مرحله بعدی آزمایش را با این تعداد نرون در لایه پنهان ادامه می دهیم.

زمان آموزش الگوریتم پیشنهادی برای تعداد نرونهای مختلف لایه پنهان شبکه عصبی در این حالت در حدود ۱۰۰ ثانیه می‌باشد.

پس از انتخاب تعداد نرون مناسب در لایه پنهان، اثر مقادیر مختلف آستانه تصمیم گیری در میزان خطای کلی سیستم پیشنهادی را با تغییر مقدار آستانه بررسی می کنیم، نتایج مربوط به این آزمایشات در جدول (۵-۱۲) نشان داده شده است.

جدول (۵- ۱۲)، نتایج پایگاه داده ایرانی برای آستانه‌های مختلف شبکه عصبی

آستانه تصمیم گیری	FAR (%)	FRR (%)	EER (%)
t=-0.2	***6.5***	***3.5***	***5***
t=-0.1	***6.5***	***3.7***	***5.1***
t=0	***6***	***4.2***	***5.1***
t=0.1	***5.6***	***5.2***	***5.4***
t=0.2	***5.3***	***5.5***	***5.4***

با توجه با انتخاب ۴ نرون در لایه پنهان شبکه عصبی و استفاده از آستانه تصمیم گیری t= -0.2 برای قبول و رد امضاء تست، خطای کلی سیستم تشخیص امضاء برای پایگاه داده ایرانی در حالت پیش پردازش بدون استفاده از تبدیل میلین و کلاسه بندی با شبکه عصبی در حدود ***%5*** بدست می‌آید.

۵-۴-۲- نتایج شبیه سازی الگوریتم پیشنهادی با استفاده از تبدیل میلین

در این بخش از فاصله اقلیدسی بعنوان معیار انتخاب امضاء الگو و از تبدیل میلین برای پیش پردازش سیگنالهای امضاء و الگوریتم MFCC برای استخراج ویژگی استفاده می کنیم و مشابه با بخش قبل آزمایشات را با دو کلاسیفایر خطی همراه با PCA و شبکه عصبی انجام می دهیم که نتایج مربوط به هر یک را به صورت جداگانه بررسی می کنیم.

در مرحلهٔ اول از کلاسیفایر خطی همراه با PCA برای کلاسه بندی امضاءها استفاده می کنیم، ابتدا برای تعیین بهترین فرکانس نمونه برداری در الگوریتم MFCC آزمایشاتی را با فرکانسهای نمونه برداری مختلف و با مقدار آستانهٔ t=2.3 برای قبول و رد کردن امضاء تست ورودی، انجام می دهیم که نتایج مربوط به آنها در جدول (۵-۱۳) نشان داده شده است.

جدول (۵- ۱۳)، نتایج پایگاه داده ایرانی برای فرکانسهای نمونه برداری مختلف در الگوریتم MFCC

فرکانس نمونه برداری(f_s)	FAR (%)	FRR (%)	EER (%)
100000 Hz	***30.5***	***14.2***	***22.3***
50000 Hz	***26***	***12***	***19***
20000 Hz	***15***	***7***	***11***
10000 Hz	***6***	***7***	***6/5***
7500 Hz	***7.3***	***7.3***	***7.3***

همانطور که در جدول (۵-۱۳) مشاهده می‌کنید، با تغییر فرکانس نمونه برداری در الگوریتم MFCC تغییراتی در خطای کلی سیستم بوجود می آید. بین فرکانسهای نمونه برداری مختلف، $f_s = 10000Hz$ را به دلیل کمترین میزان خطای کلی برای الگوریتم پیشنهادی انتخاب می کنیم. با استفاده از این فرکانس نمونه برداری هر یک از سیگنالهای پیش پردازش شدهٔ $x(t)$ و $y(t)$ امضاء، که هر یک دارای ۶۴۰۷ نمونه می باشند، به ۶۲ فریم تقسیم می شود و برای هر فریم ۱۳ ضریب MFCC بدست می آید. در کل هر امضاء را با ۱۶۱۲ ضریب MFCC مشخص می کنیم. بنابراین $f_s = 10000Hz$ را برای الگوریتم MFCC انتخاب می کنیم و بقیه مراحل آزمایش در این بخش را با این فرکانس نمونه برداری انجام می‌دهیم.

زمان آموزش الگوریتم پیشنهادی با استفاده از تبدیل میلین در فرایند پیش پردازش برای کلاسیفایر خطی با فرکانس نمونه برداری $f_s = 10000Hz$ حدود ۲۱۰ ثانیه می‌باشد.

با در نظر گرفتن فاصله اقلیدسی بعنوان معیار انتخاب امضاء الگو و الگوریتم MFCC با فرکانس نمونه برداری $f_s = 10000Hz$ برای استخراج ویژگی امضاء تست، تاثیر آستانه‌های تصمیم گیری مختلف کلاسیفایر خطی بر روی خطای کلی سیستم در جدول (۵-۱۴) نشان داده شده است.

جدول (۵- ۱۴)، نتایج پایگاه داده ایرانی برای آستانه‌های مختلف کلاسیفایر خطی

آستانه تصمیم گیری	FAR (%)	FRR (%)	EER (%)
t=2.5	***10***	***2.5***	***6.2***
t=2.4	***6.8***	***4***	***5.4***
t=2.3	***6***	***7***	***6.5***
t=2.2	***4***	***9.2***	***6.6***

با انتخاب فرکانس نمونه برداری $f_s = 10000Hz$ برای الگوریتم MFCC در فرایند استخراج ویژگی و همچنین انتخاب آستانه مناسب برای کلاسیفایر خطی که t=۲,۴ می‌باشد، خطای کلی سیستم پیشنهادی برای حالت پیش پردازش با استفاده از تبدیل میلین و کلاسه بندی با کلاسیفایر خطی در حدود ***%5.4*** بدست می‌آید که در مقایسه با حالت پیش پردازش بدون استفاده از تبدیل میلین و استفاده از کلاسیفایر خطی برای کلاسه بندی، خطای کلی سیستم پیشنهادی را حدود ***%0.9*** کاهش داده است.

در مرحله دوم این بخش از شبکه عصبی به عنوان کلاسیفایر استفاده می کنیم و با توجه به نتایج بدست آمده از آزمایشات مربوط به فرکانس نمونه برداری در مرحلهٔ قبل، $f_s = 10000Hz$ را برای الگوریتم MFCC انتخاب می کنیم، سپس با تغییر تعداد نرونهای لایهٔ پنهان شبکه عصبی و انتخاب مقدار آستانهٔ t=0 برای قبول و رد کردن امضاء تست، تعداد نرون مناسب لایه پنهان را، برای بدست آوردن کمترین میزان خطای کلی برای سیستم پیشنهادی، تعیین می کنیم.

جدول (۵- ۱۵)، نتایج پایگاه داده ایرانی برای تعداد نرونهای مختلف درلایه پنهان شبکه عصبی

تعداد نرونهای لایه پنهان	FAR (%)	FRR (%)	EER (%)
4	***4.3***	***5***	***4.6***
5	***3.5***	***5.7***	***4.6***
6	***3.3***	***4.7***	***4***
8	***5.7***	***5.3***	***5.5***
16	***7***	***6***	***6.5***

همانطور که در جدول (۵-۱۵) نشان داده شده است، بین تعداد نرونهای مختلف تعداد ۶ نرون در لایه پنهان شبکه عصبی بهترین نتیجه را می‌دهد، بنابراین تعداد ۶ نرون را برای لایه پنهان شبکه عصبی انتخاب می کنیم و مرحله بعدی آزمایش را با این تعداد نرون ادامه می دهیم.

زمان اجرای الگوریتم پیشنهادی برای آموزش شبکه عصبی با تعداد نرونهای مختلف جدول (۵-۱۵) برای حالت استفاده از تبدیل میلین در فرایند پیش پردازش در حدود ۲۷۰ ثانیه می‌باشد.

پس از انتخاب تعداد ۶ نرون در لایه پنهان شبکه عصبی، در این مرحله می خواهیم اثر مقادیر مختلف آستانه تصمیم گیری شبکه عصبی در نتیجه کلی سیستم پیشنهادی را بررسی کنیم. نتایج مربوط به آستانه های مختلف شبکه عصبی برای تصمیم گیری در مورد اصلی یا جعلی بودن امضاء تست برای این حالت در جدول (۵-۱۶) نشان داده شده است.

جدول (۵- ۱۶)، نتایج پایگاه داده ایرانی برای آستانه‌های مختلف شبکه عصبی

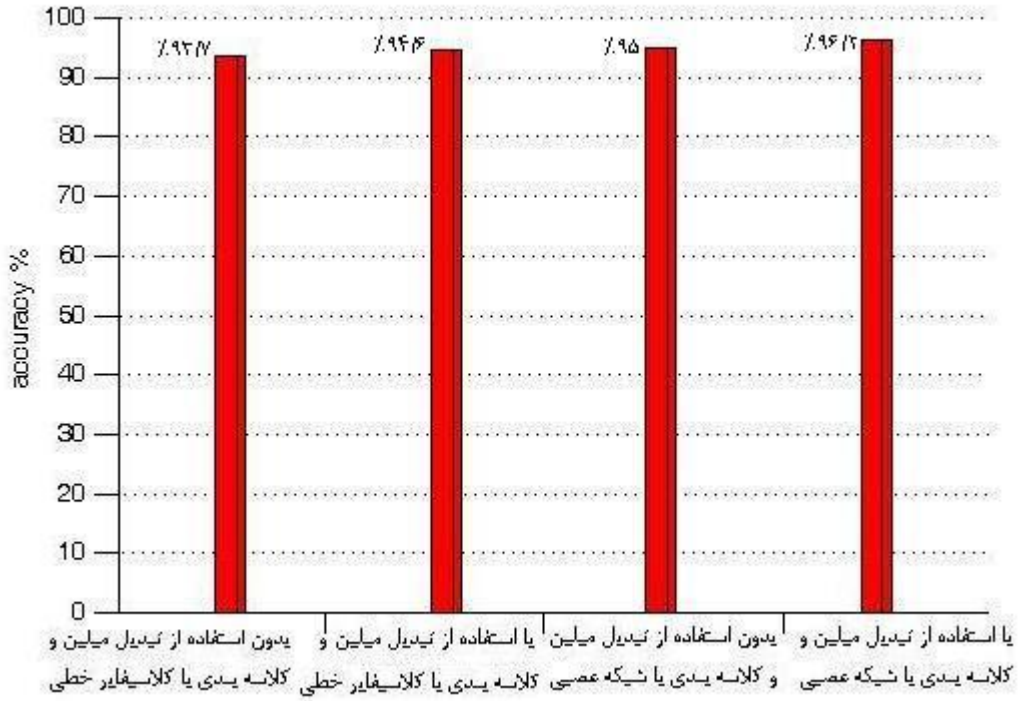
آستانه تصمیم گیری	FAR (%)	FRR (%)	EER (%)
t = -0.2	***4***	***4.4***	***4.2***
t = -0.1	***3.5***	***4.7***	***4.1***
t = 0	***3.3***	***4.7***	***4***
t = 0.1	***3***	***5***	***4***
t = 0.2	***2.7***	***5***	***3.8***

با توجه به نتایج آزمایشات انجام شده در این مرحله و انتخاب تعداد ۶ نرون در لایه پنهان شبکه عصبی و همچنین انتخاب مقدار آستانه t= 0.2 ، خطای کلی سیستم تشخیص امضاء پیشنهادی برای پایگاه داده ایرانی در حالت استفاده از تبدیل میلین برای فرایند پیش پردازش و شبکه عصبی بعنوان کلاسیفایر در حدود ***%3.8*** بدست می‌آید که در مقایسه با حالت بدون استفاده از تبدیل میلین برای فرایند پیش پردازش و شبکه عصبی بعنوان کلاسیفایر، خطای کلی الگوریتم پیشنهادی در حدود ***%1.2*** کاهش یافته است.

۵-۴-۳- مقایسه نتایج الگوریتم پیشنهادی در حالتهای مختلف برای پایگاه داده ایرانی

در بخش قبل نتایج پیاده سازی الگوریتم پیشنهادی در این پایان نامه بر روی پایگاه داده ایرانی برای چهار حالت متفاوت شرح داده شد، بدون استفاده از تبدیل میلین و کلاسه بندی با کلاسیفایر خطی، بدون استفاده از تبدیل میلین و کلاسه بندی با شبکه عصبی، با استفاده از تبدیل میلین وکلاسه بندی با کلاسیفایر خطی، با استفاده از تبدیل میلین و کلاسه بندی با شبکه عصبی، در این قسمت نتایج مربوط به این چهار حالت را با

هم مقایسه می کنیم. نتایج مربوط به میزان صحت کلی این حالتها در شکل (۵-۲) نشان داده شده است. با توجه به شکل (۵-۲)، حالت استفاده از تبدیل میلین برای پیش پردازش و شبکه عصبی به عنوان کلاسیفایر داری بهترین جواب می باشد. بنابراین بهترین نتیجه الگوریتم پیشنهادی برای پایگاه داده ایرانی دارای صحت درستی ***96.2%*** می باشد.



شکل (۵-2)، مقاسیه نتایج الگوریتم پیشنهادی در ۴ حالت مختلف برای پایگاه داده ایرانی

۵-۵- مقایسه با دیگر کارهای انجام شده

در این پایان نامه از دو پایگاه داده مجموعه امضاءهای SVC2004 و مجموعه امضاءهای ایرانی برای تست الگوریتم پیشنهادی استفاده کرده‌ایم. نتایج بدست آمده از حالتهای مختلف روش ارائه شده در این پایان نامه بر روی مجموعه امضاءهای SVC2004 را با نتایج افراد شرکت کننده در نخستین مسابقه بین المللی تأیید امضا مقایسه می‌کنیم.

همانطور که در بخش ۵-۲ توضیح دادیم الگوریتم پیشنهادی در این پایان نامه را در ۴ حالت مختلف بر روی پایگاه داده SVC2004 اجرا کردیم. حالت A: استفاده از تبدیل میلین در فرایند پیش پردازش و کلاسه بندی با شبکه عصبی با درصد خطای کلی EER= ***%5.3***، حالت B: بدون استفاده از تبدیل میلین در فرایند پیش پردازش و کلاسه بندی با شبکه عصبی با درصد خطای کلی EER= ***%6.8***، حالت C: استفاده از تبدیل میلین در فرایند پیش پردازش و کلاسه بندی با کلاسیفایر خطی با درصد خطای کلی EER= ***%7.6***، حالت D: بدون استفاده از تبدیل میلین در فرایند پیش پردازش و کلاسه بندی با کلاسیفایر خطی با درصد خطای کلی EER= **%**۸,۸. که بهترین نتیجه مربوط به حالت A الگوریتم پیشنهادی می باشد.

در جدول (۵-۱۷) نرخ خطای تأیید امضاء، برای تیمهای شرکت کننده در اولین مسابقه بین‌المللی تأیید امضاء برخط[۲۰] و روش ارائه شده در این پایان‌نامه در ۴ حالت A، B، C و D آورده شده است. حالت A روش پیشنهادی در این پایان نامه در بین تیمهای شرکت کننده در مسابقه بهترین نتیجه را بدست آورد و در ردیف اول قرار گرفت. و حالتهای B، C و D روش پیشنهادی در این پایان نامه به ترتیب در ردیف های ۴، ۶ و ۷ قرار گرفتند.

جدول (۵- ۱۷)، نرخ خطا برای تیمهای شرکت کننده در مسابقه SVC2004 و نتایج سیستم ارائه شده در این پایان‌نامه

نام تیم	EER(%) برای امضاهای جعلی حرفه ای
A	***5.3***
106	***5.5***
126	***6.45***
B	***6.8***
124	***7.33***
C	***7.6***
D	***8.8***
115	***9.8***
114	***11.1***
119c	***11.98***
119b	***11.99***
118	***14.34***
119a	***14.91***
116	***15.67***
117	***16.45***
104	***18.99***
103	***25.83***
112	***31.32***

6-5- نتیجه گیری

هدف ما در این پایان نامه ارائه یک الگوریتم مناسب برای سیستم تأیید امضاء بر خط می باشد. برای انجام این کار ما از تبدیل میلین در فرایند پیش پردازش استفاده کردیم تا امضاء برای مراحل بعدی آماده شود. مرحله استخراج ویژگی را با استفاده از الگوریتم ضرایب طیف فرکانسی مل (MFCC) انجام دادیم و ویژگیهای پایستار هر امضاء را استخراج کردیم. برای آموزش و آزمایش الگوریتم پیشنهادی نیز از دو کلاسیفایر خطی همراه با PCA و شبکه عصبی استفاده کردیم.

مزایای الگوریتم پیشنهادی نسبت به الگوریتمهای مشابه برای سیستم تأیید امضاء، دقت و سرعت بالای الگوریتم است، علت این امر هم به خاطر استفاده از تبدیل میلین در فرایند پیش پردازش و الگوریتم MFCC در فرایند استخراج ویژگی و همچنین استفاده از فاصله اقلیدسی، که نسبت به ارزیابی فاصله با استفاده از پیچش زمانی پویا حدود ۱۵ برابر سریعتر است، در مقایسه ویژگیهای دو امضاء می باشد.

نتایج خوبی از پیاده سازی روش پیشنهادی برای دو پایگاه داده مختلف بدست آوردیم. برای پایگاه داده ایرانی ما در بهترین حالت الگوریتم پیشنهادی نرخ خطای EER= %۳٫۸ و در مورد پایگاه داده SVC2004 نرخ خطای EER= %۵٫۳ را بدست آوردیم. با توجه به مقایسه نتایج روش پیشنهادی در این پایان نامه با دیگر روشهای شرکت کننده در اولین مسابقه بین‌المللی تأیید امضاء برخط، الگوریتم پیشنهادی دارای کمترین میزان خطا می باشد.

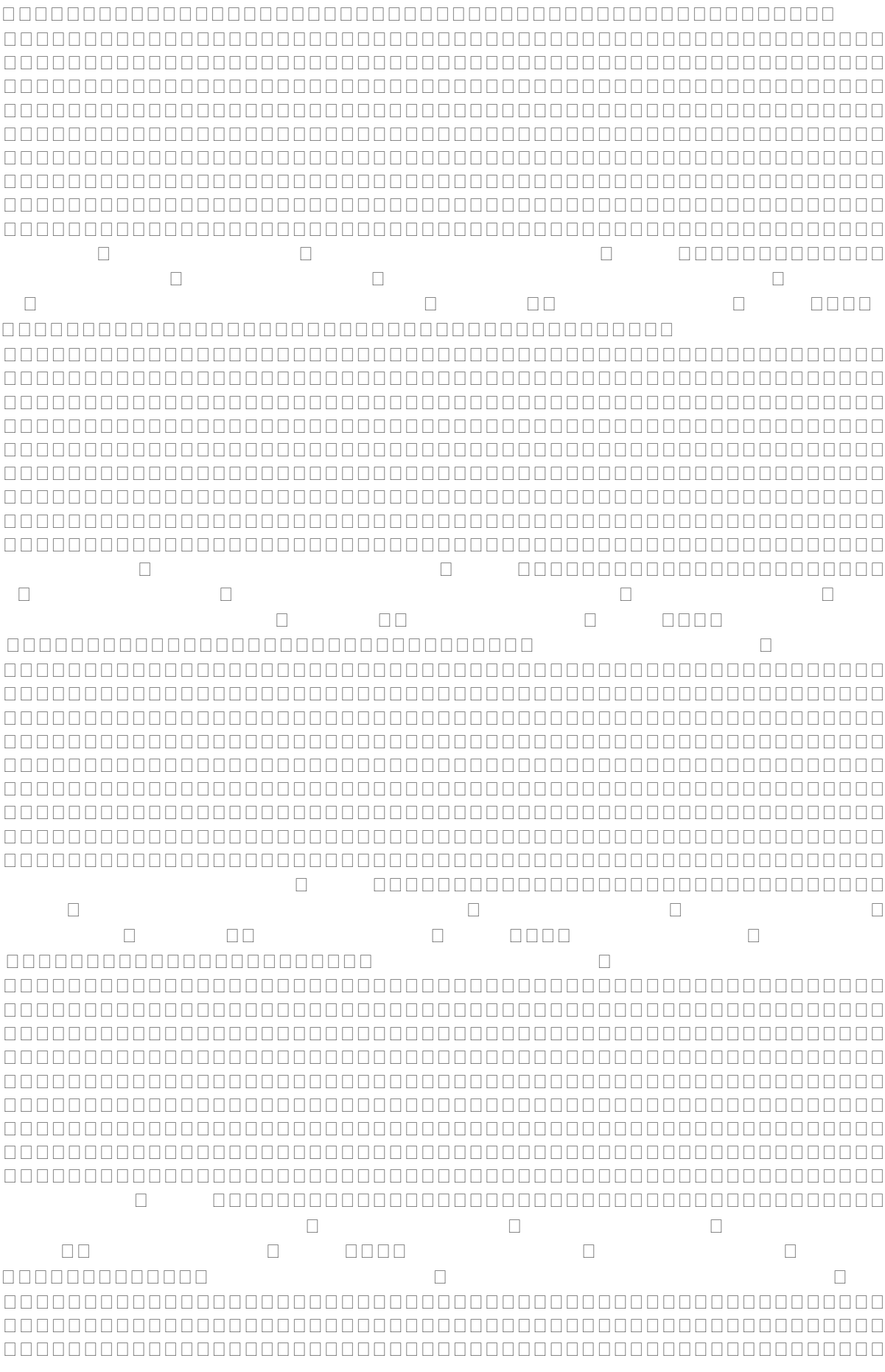
۵-۷- پیشنهادات

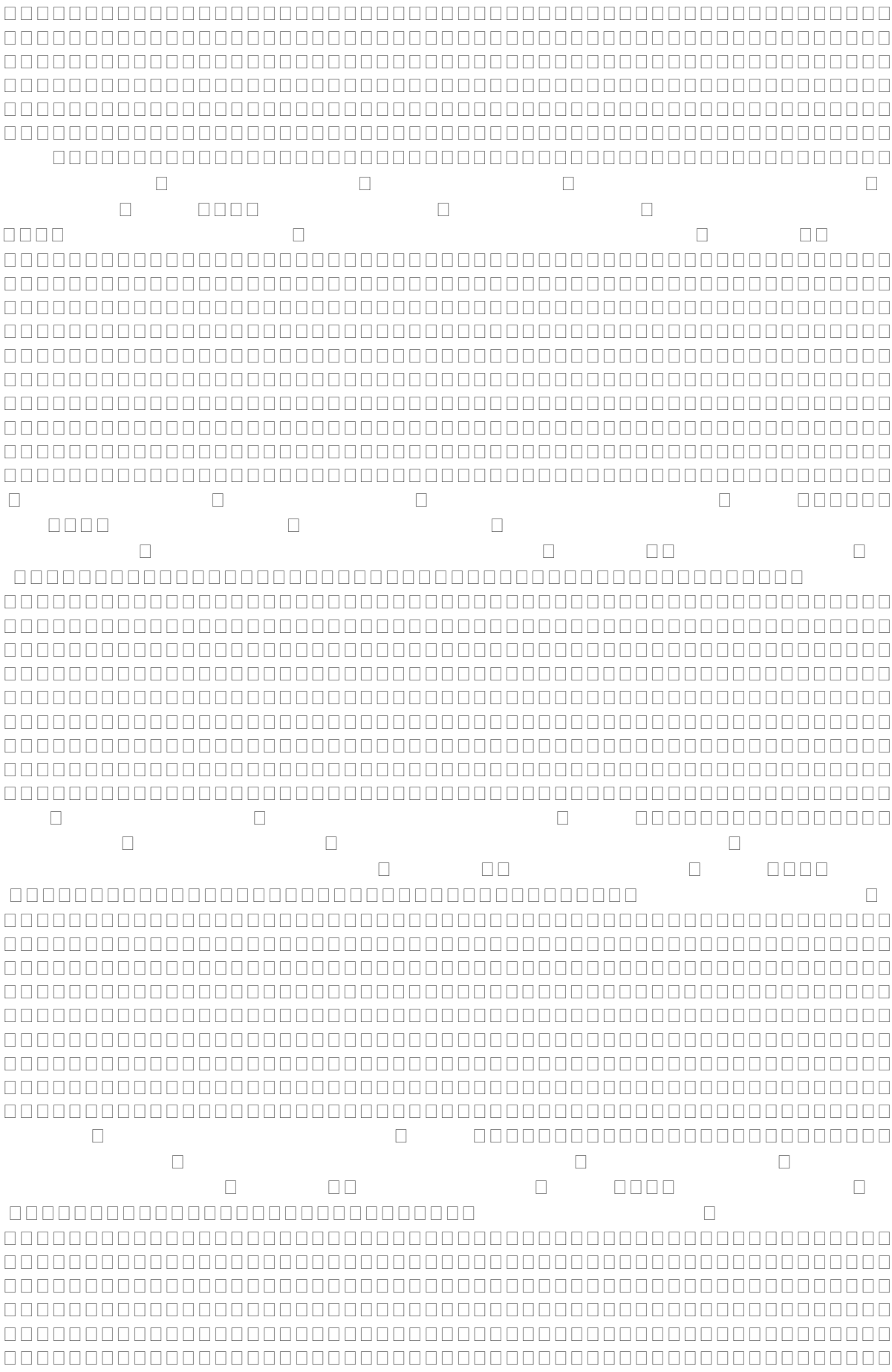
برای بهبود نرخ خطای سیستم تأیید امضا ارائه شده در این پایان نامه پیشنهاد می‌شود کارهای زیر انجام شود.

- برای بهبود کارآیی سیستم، اصلاحات بیشتری در مرحله پیش پردازش بر روی سیگنالهای امضاء انجام شود.
- ویژگیهای دیگری از امضاء علاوه بر ضرایب MFCC، مانند زمان قلم-بالا، میانگین سرعت امضاء کردن و ... برای طبقه بندی امضاء استفاده شود.
- تعداد امضاءهای آموزشی را برای کاربرانی که امضاءهای با تغییرات درون‌کلاسی بالا دارند، برای آموزش بهتر شبکه عصبی، افزایش داد.
- طبقه بند[۹۱]های دیگری که عملکرد بهتری دارند، جایگزین شبکه عصبی و کلاسیفایر خطی شود و نتایج مقایسه گردند. برای مثال از شبکه فازی- عصبی استفاده شود.
- از تبدیل میلین دو بعدی در فرایند پیش پردازش امضاء استفاده شود.
- در مورد امضاءهای مشکل دار از چند الگوریتم جهت تشخیص استفاده نماییم.

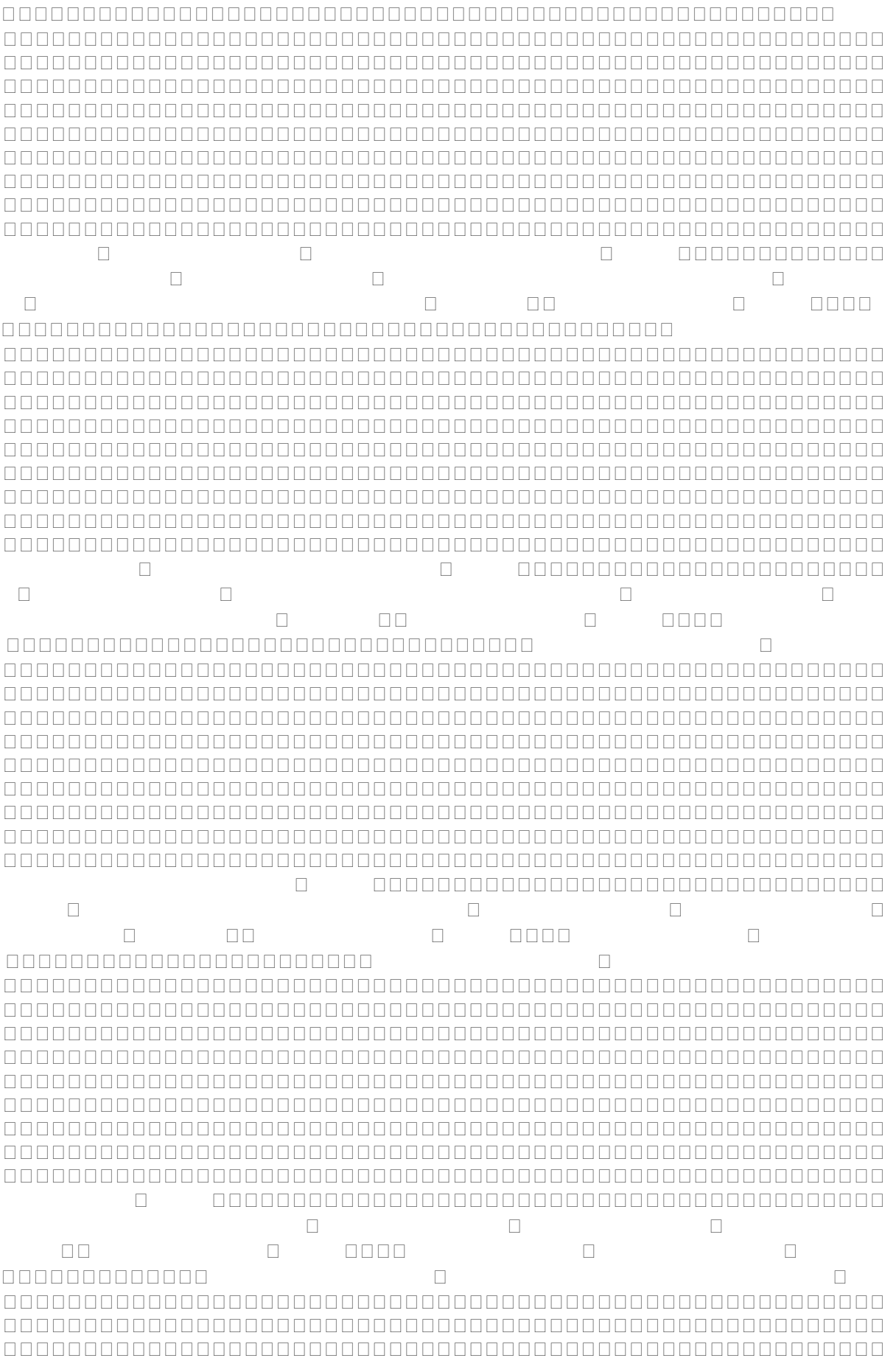
[91] Classifier

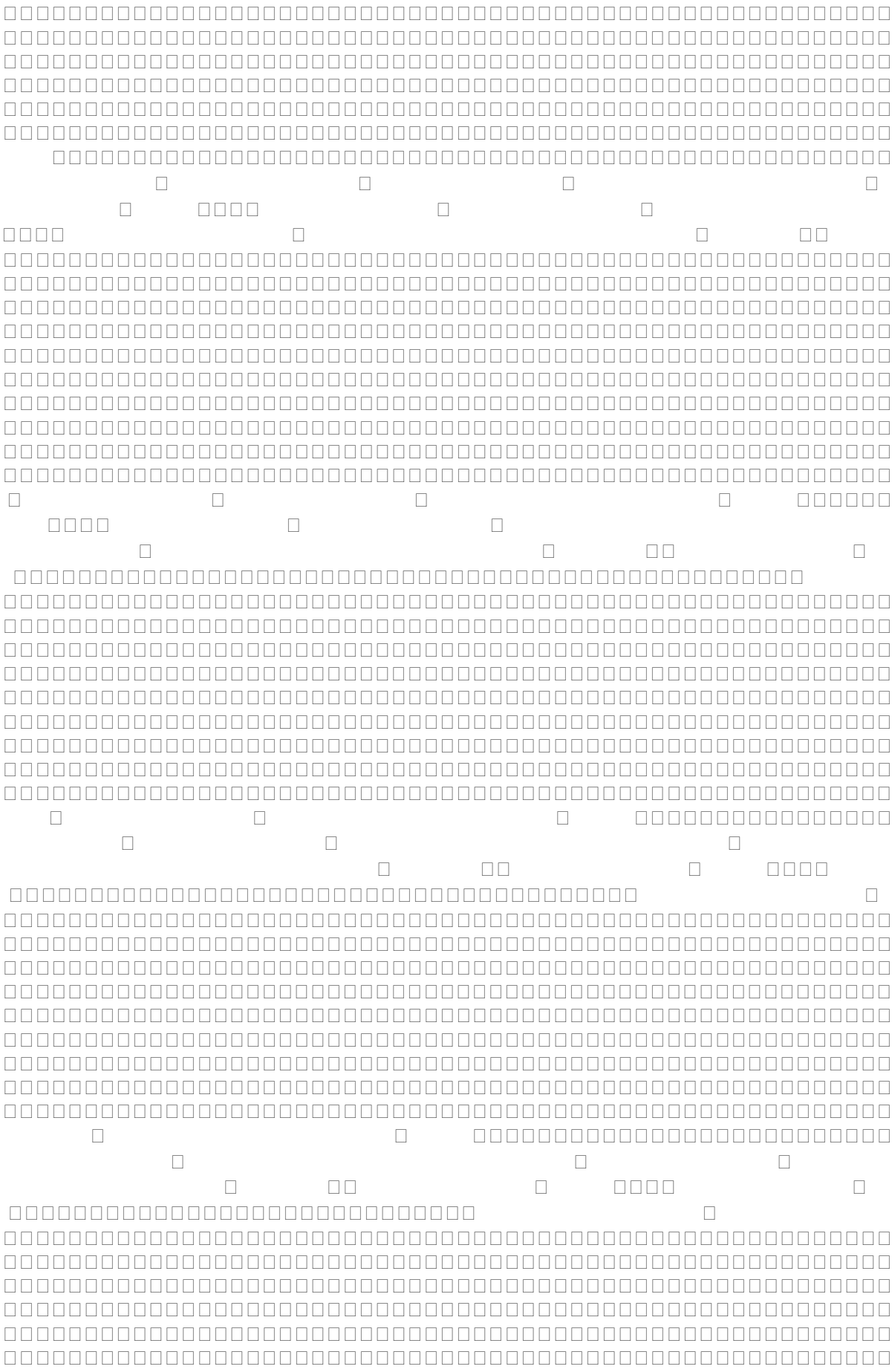
□ □ □□□□



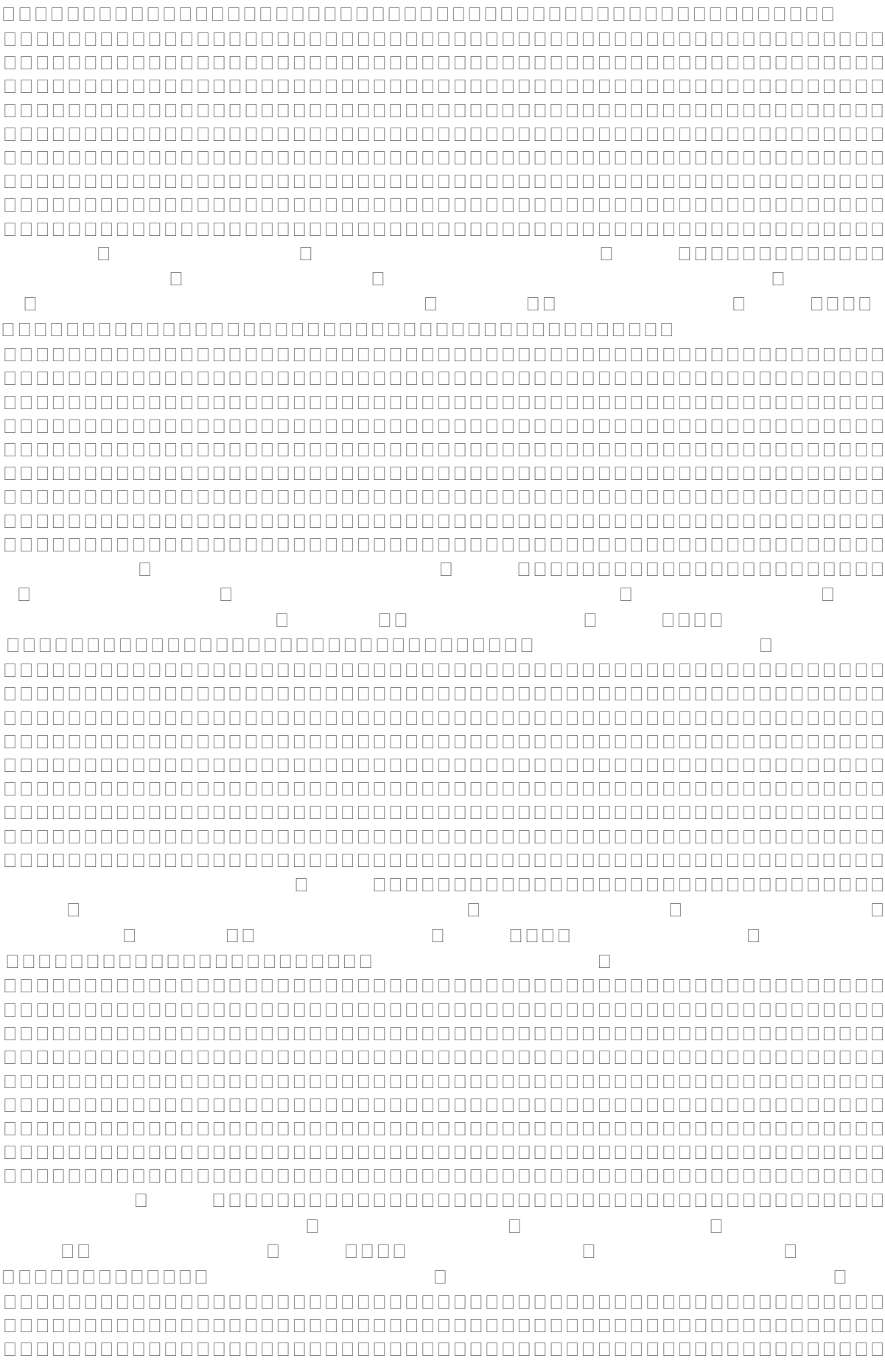


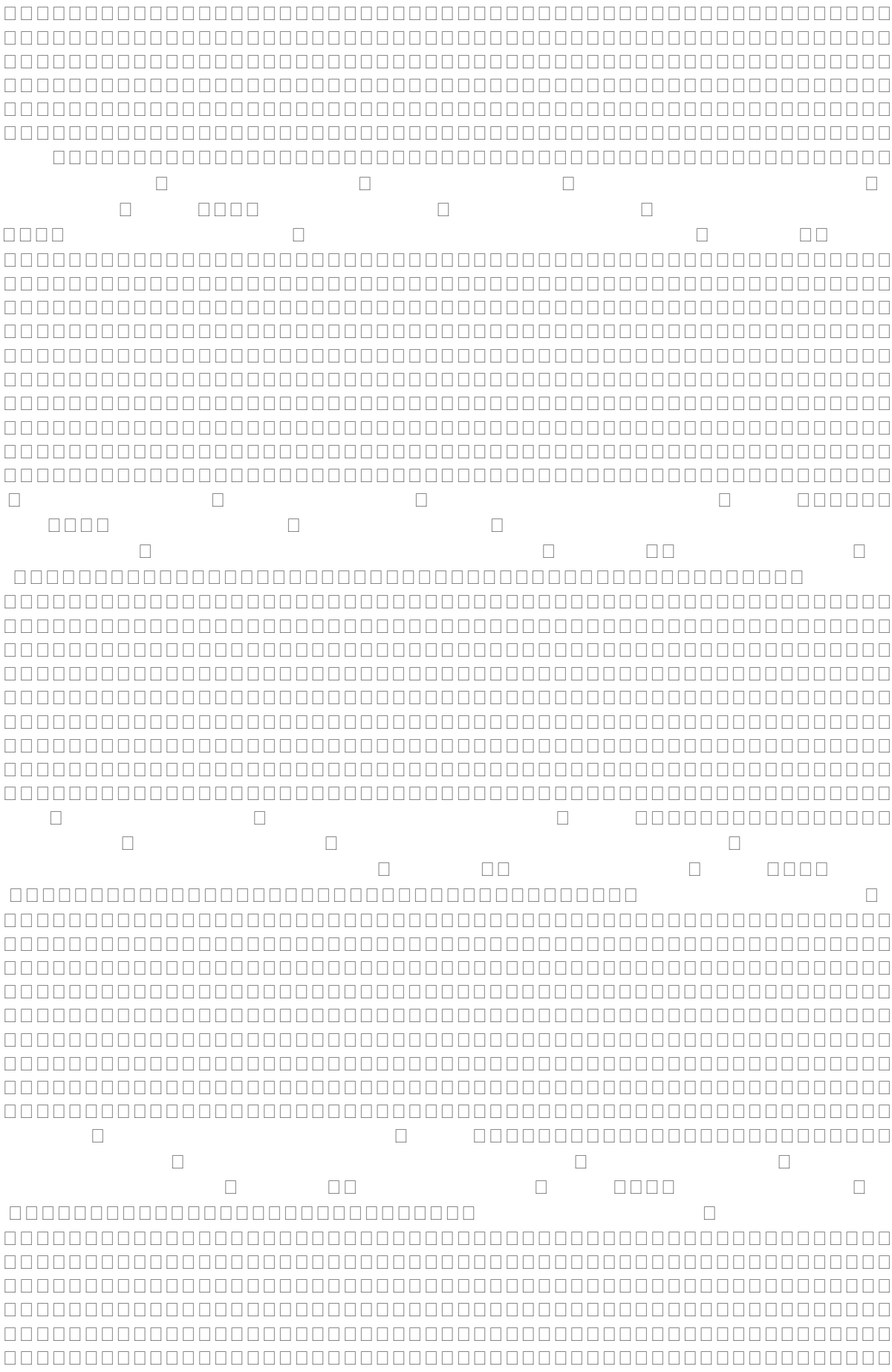
□ □ □□□□



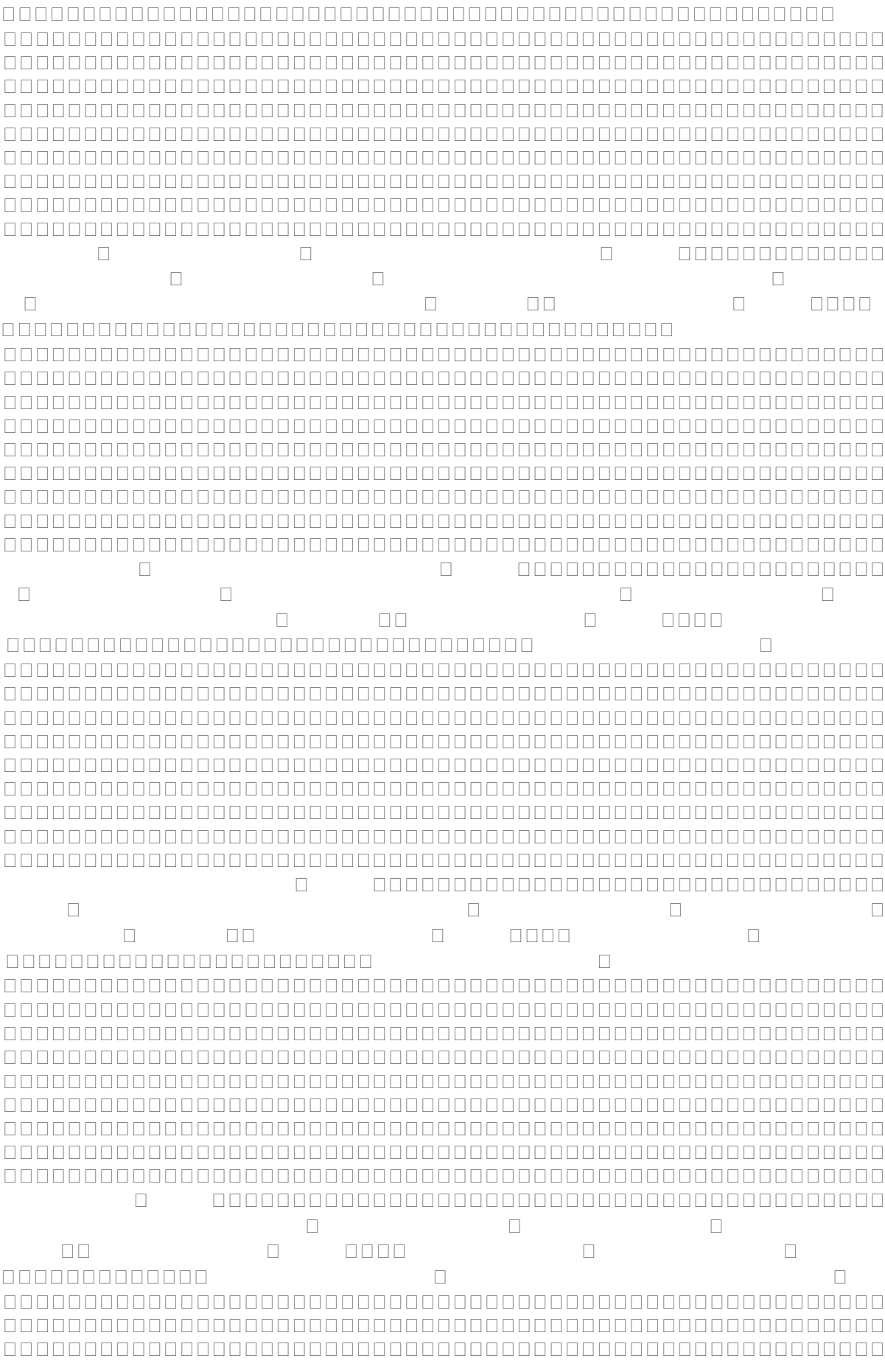


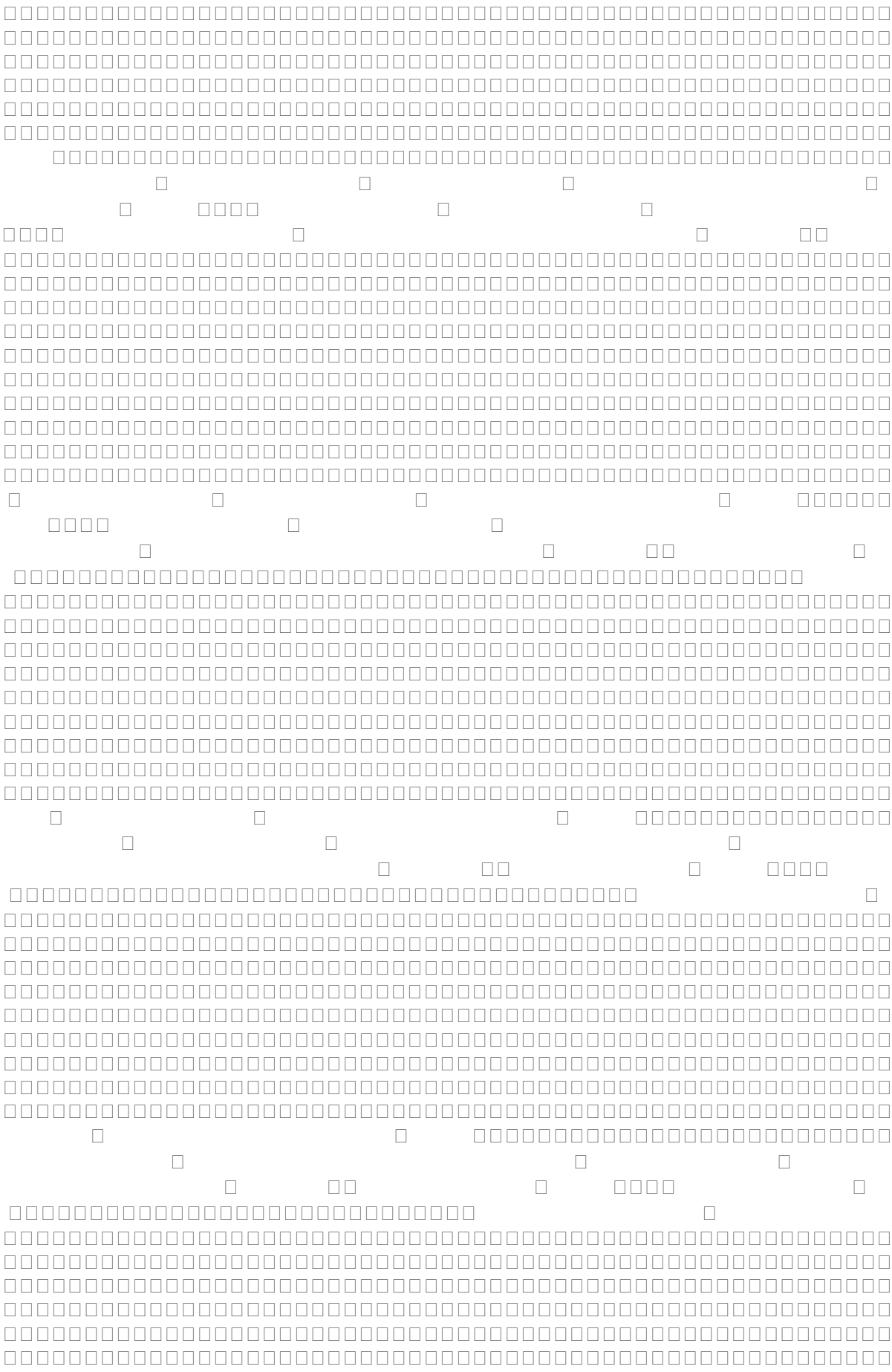
□ □ □□□□



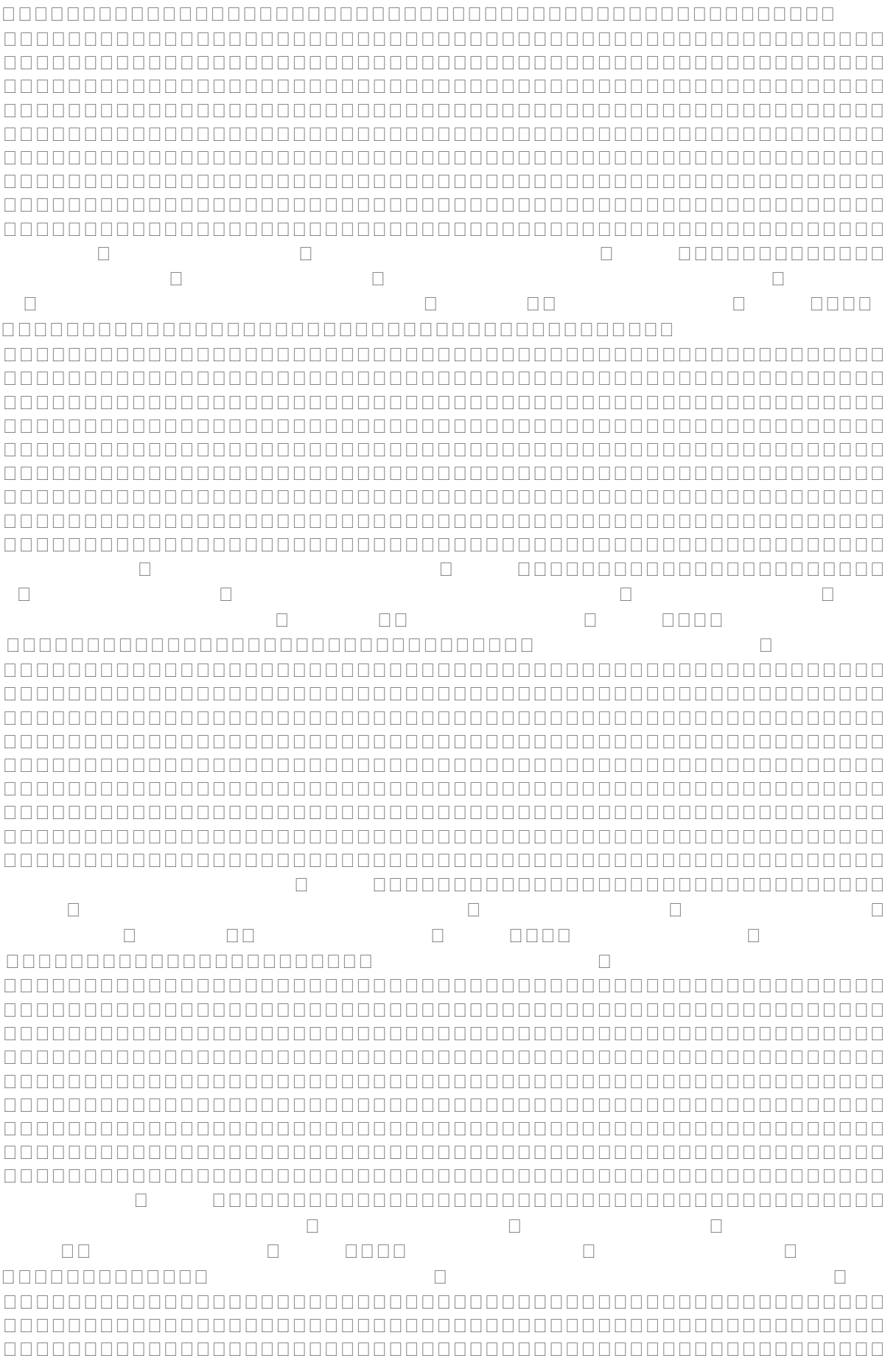


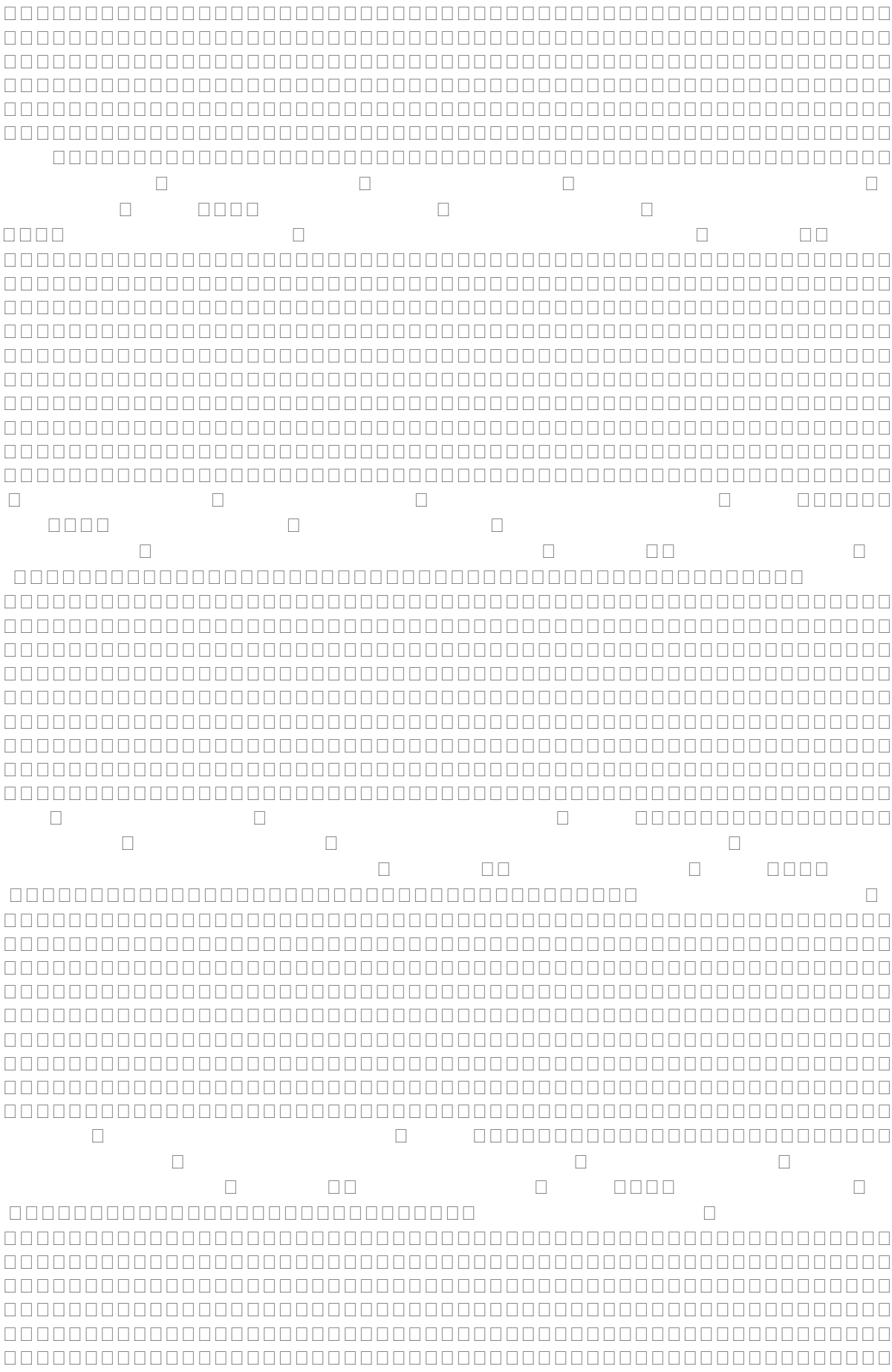
□ □ □□□□



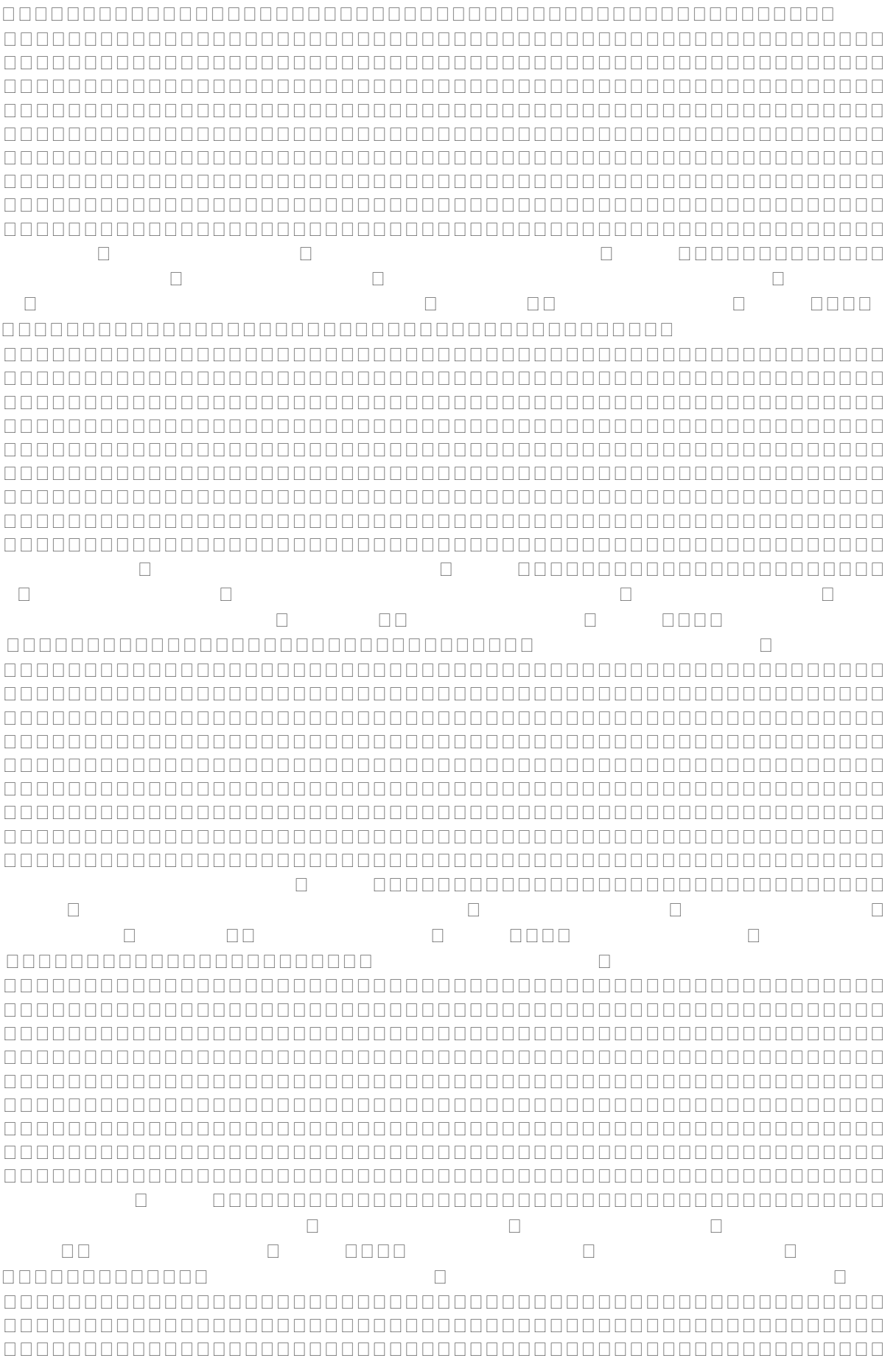


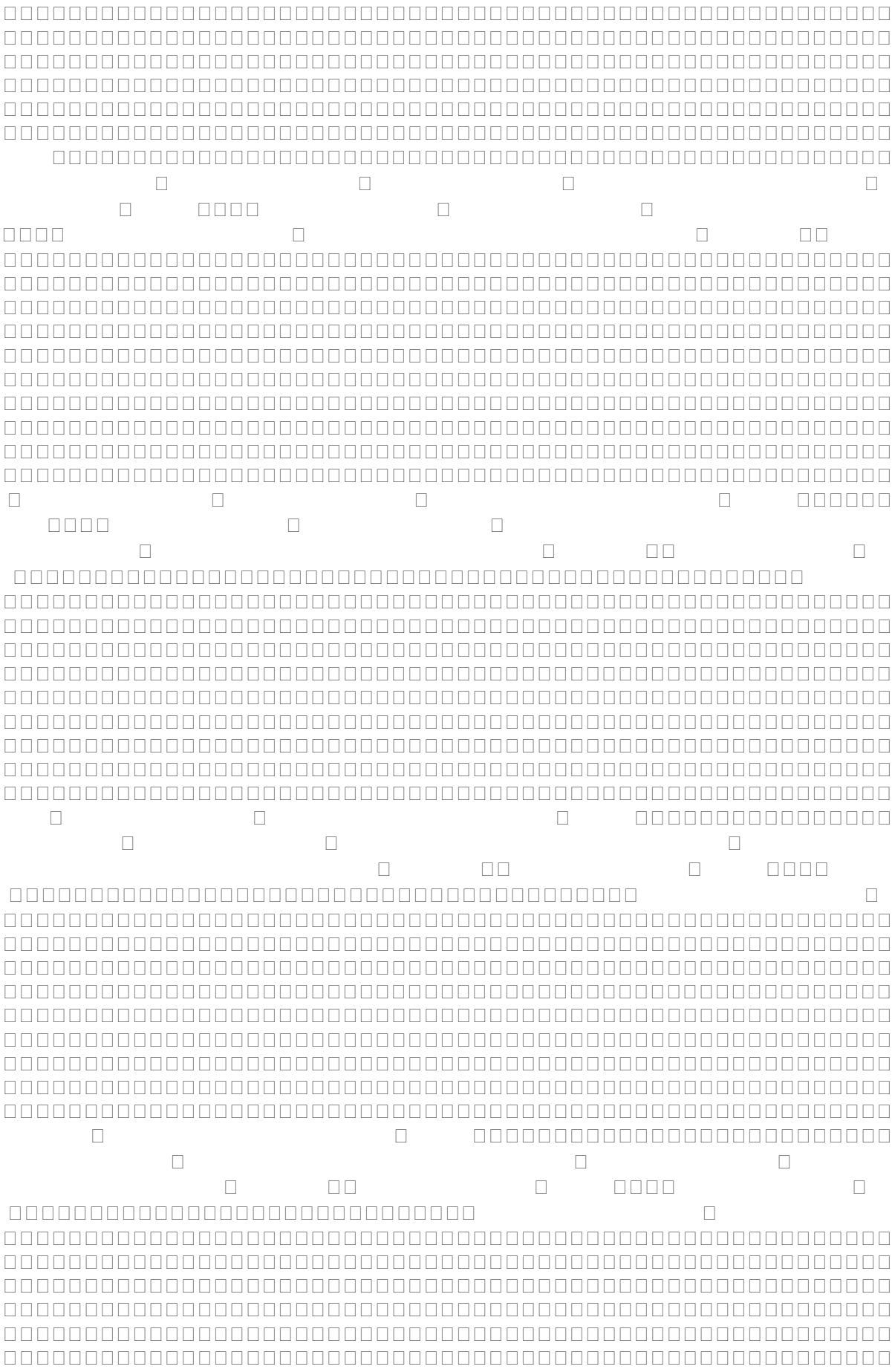
□ □ □□□□



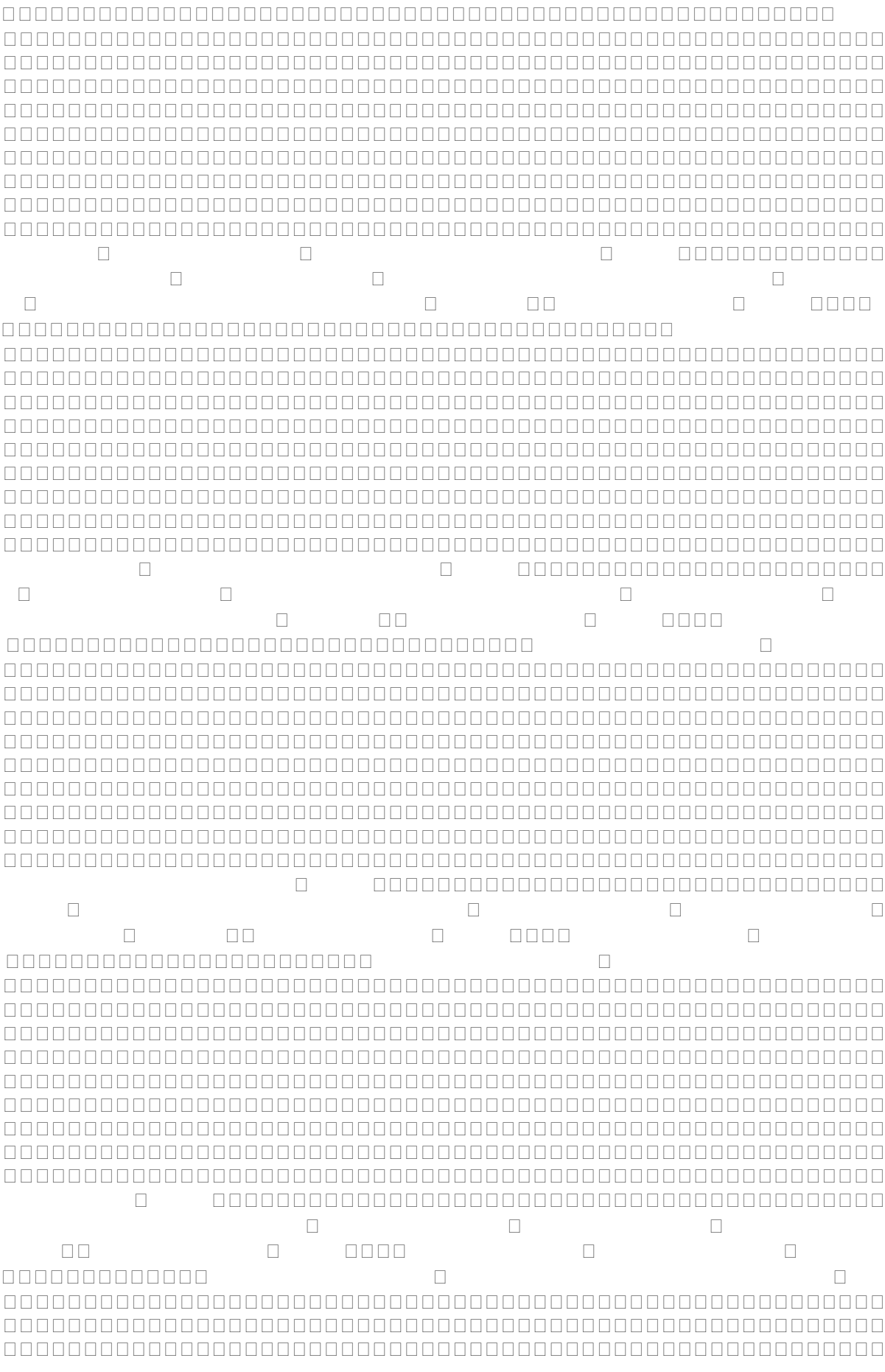


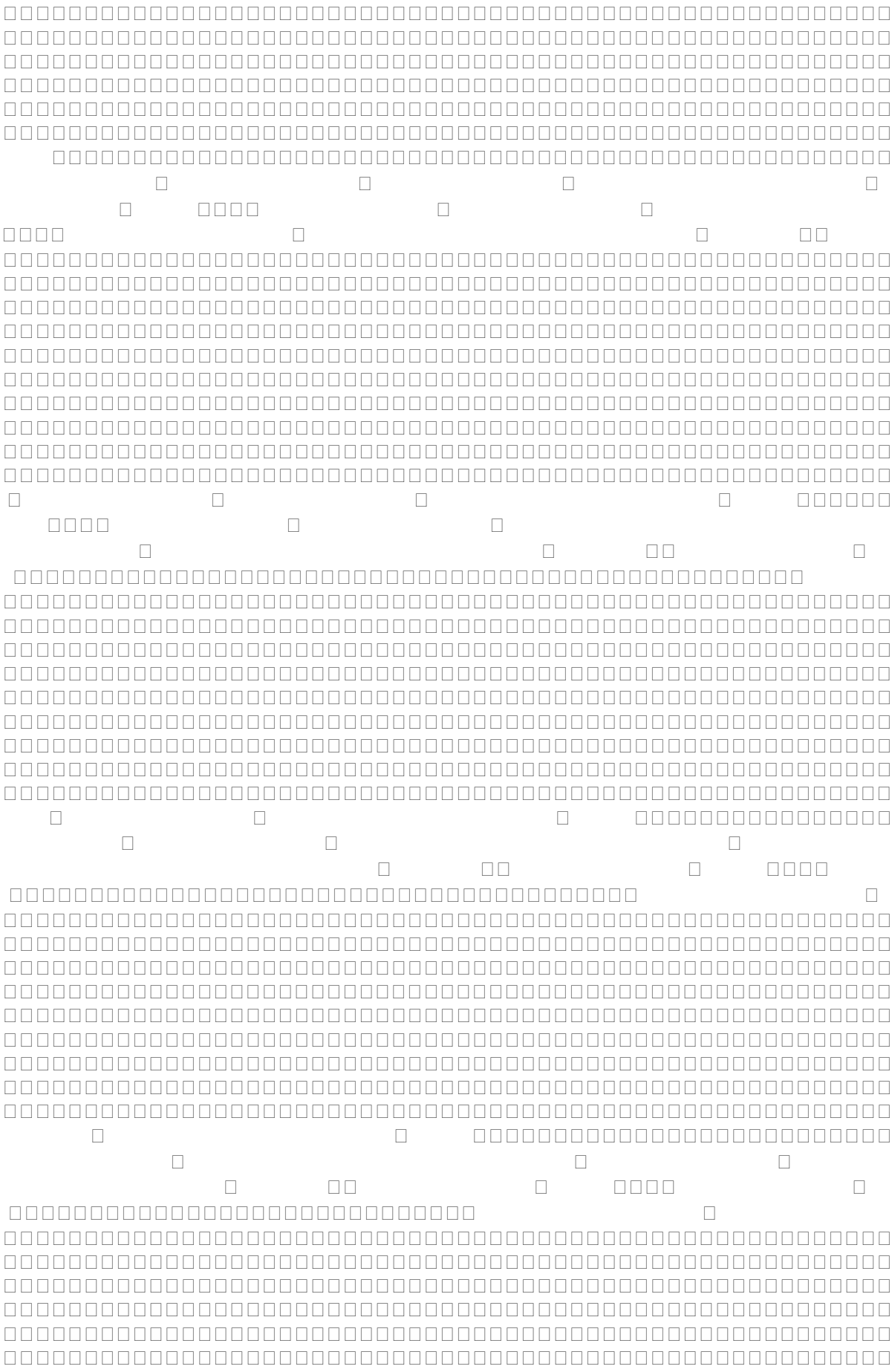
□ □ □□□□



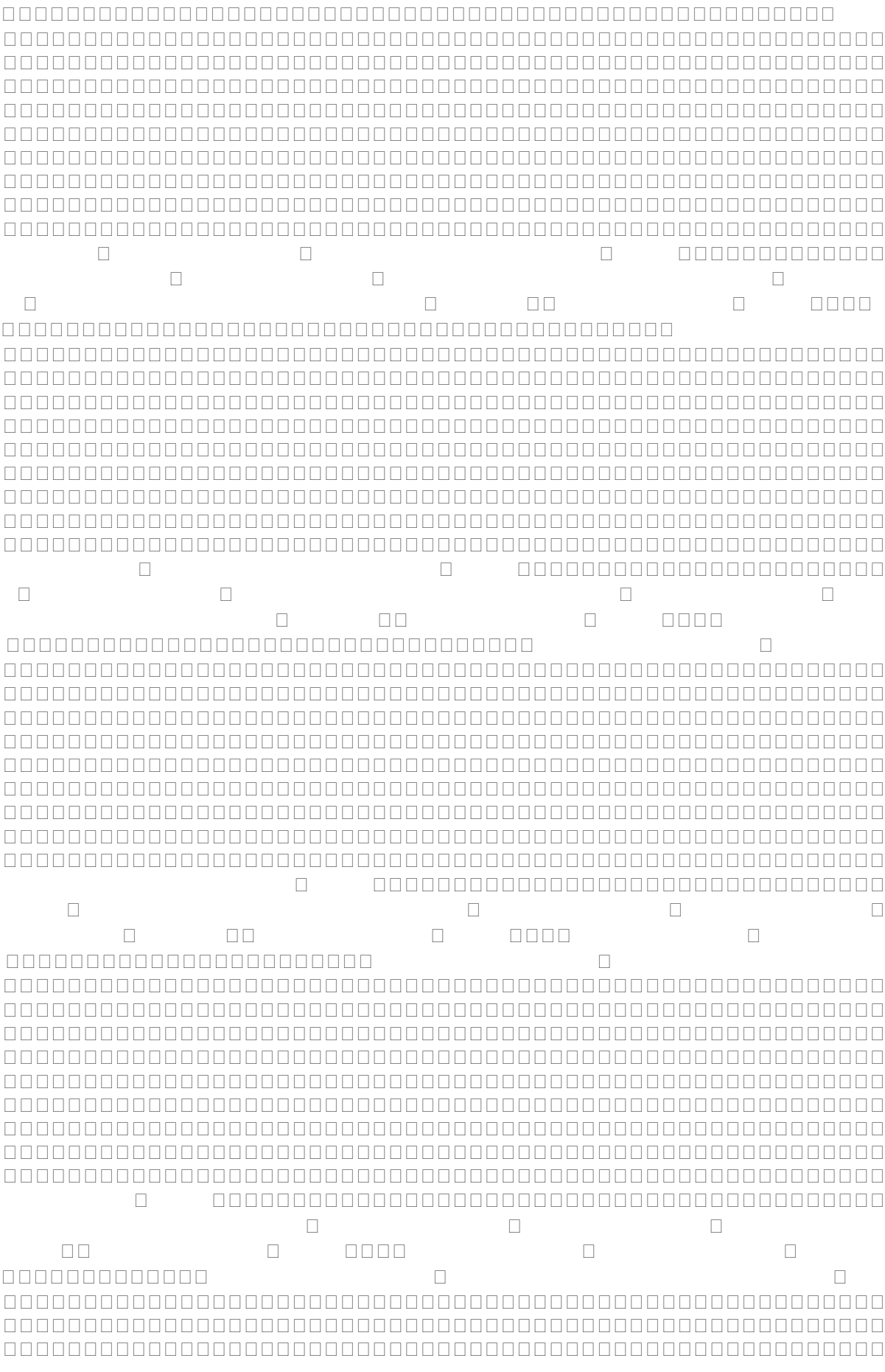


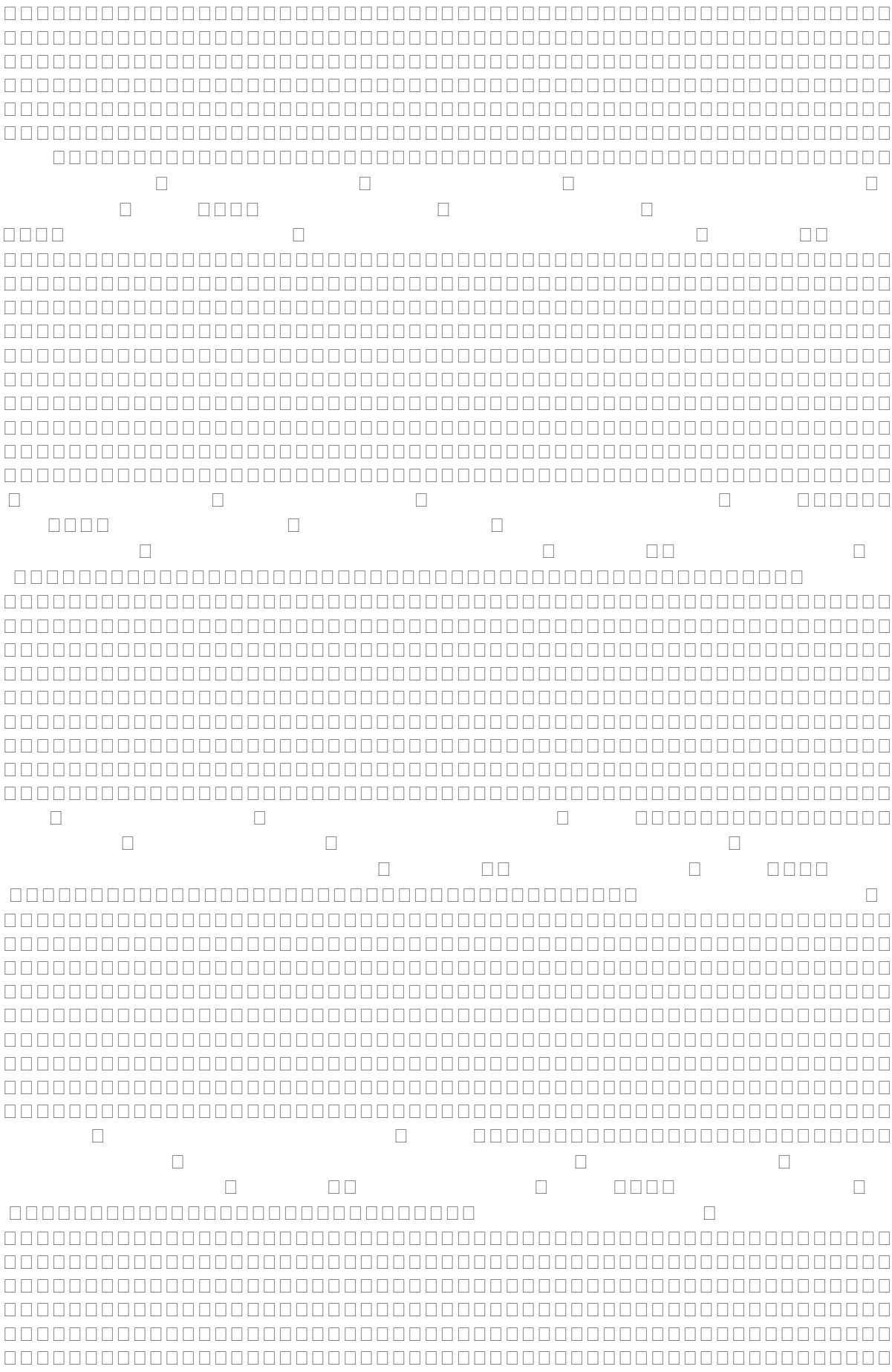
□ □ □□□□



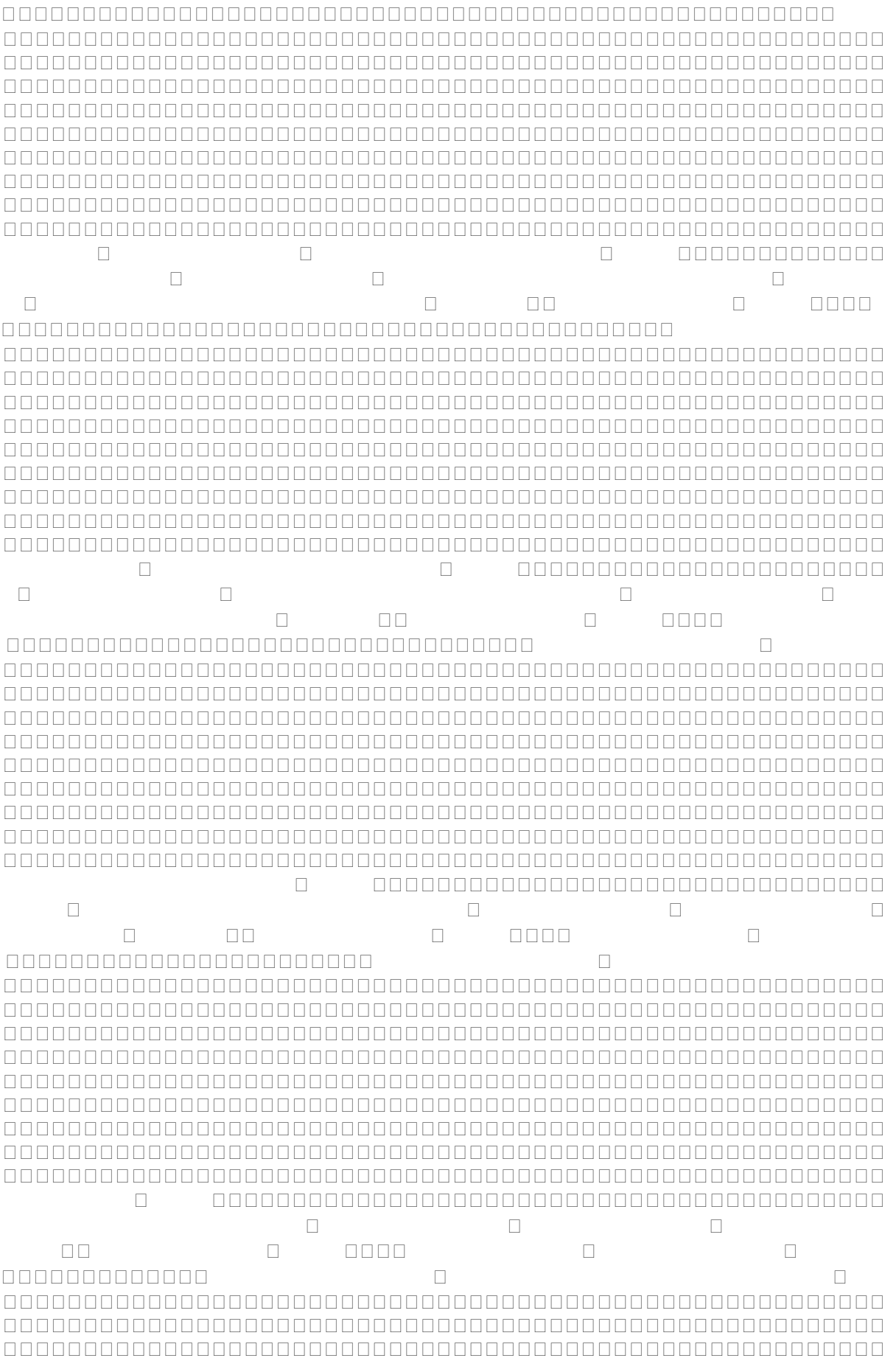


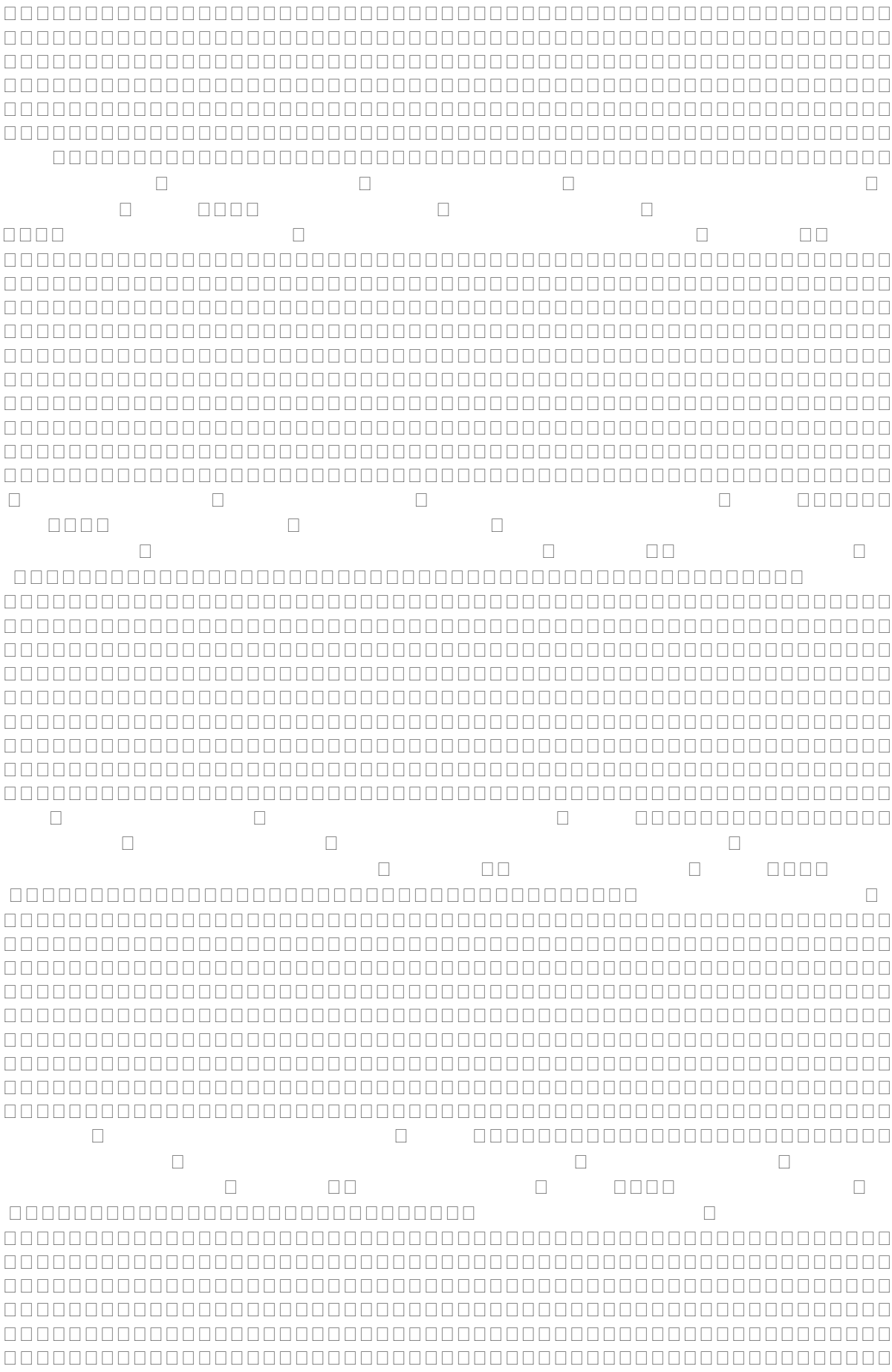
□ □ □□□□



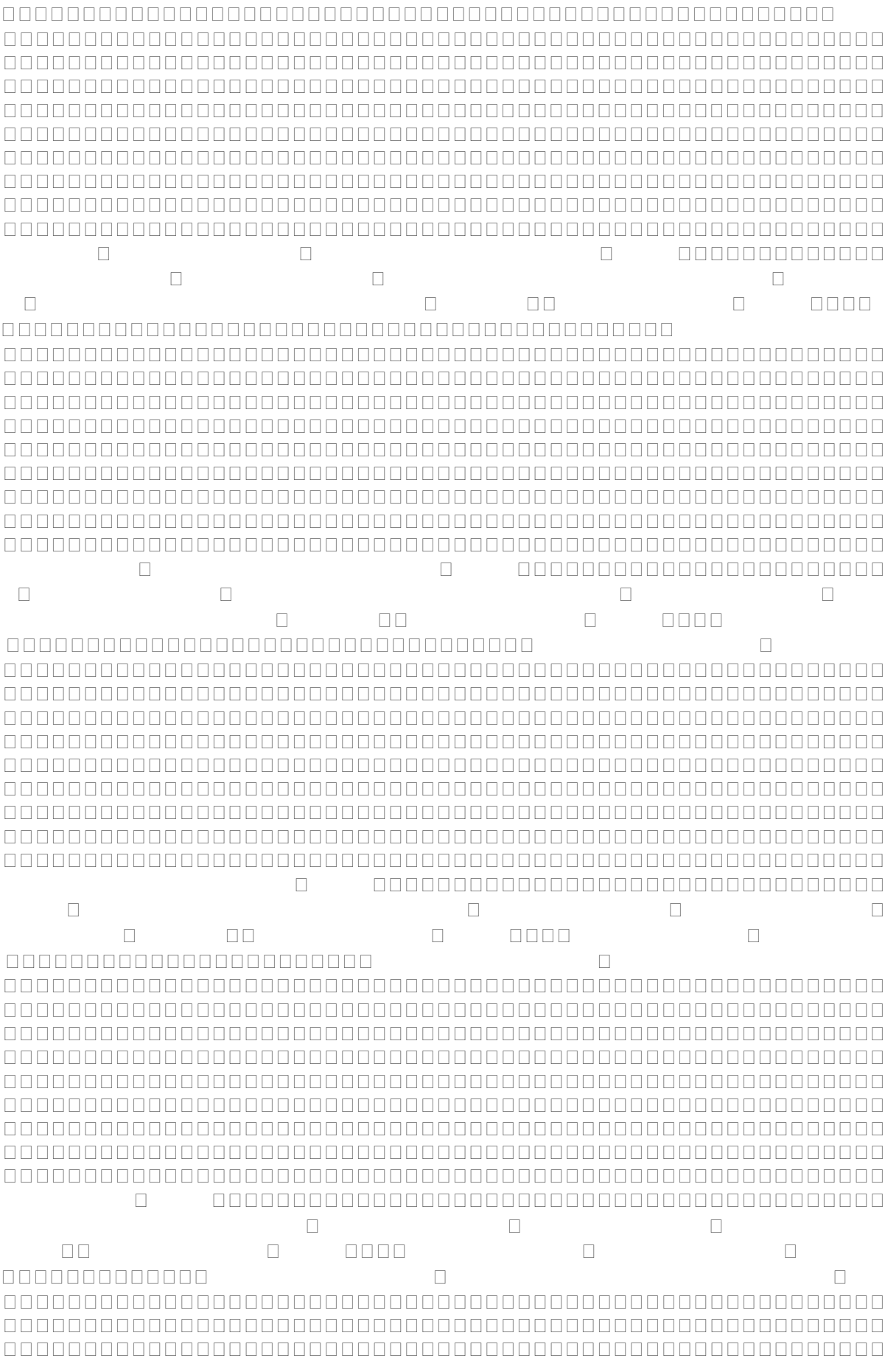


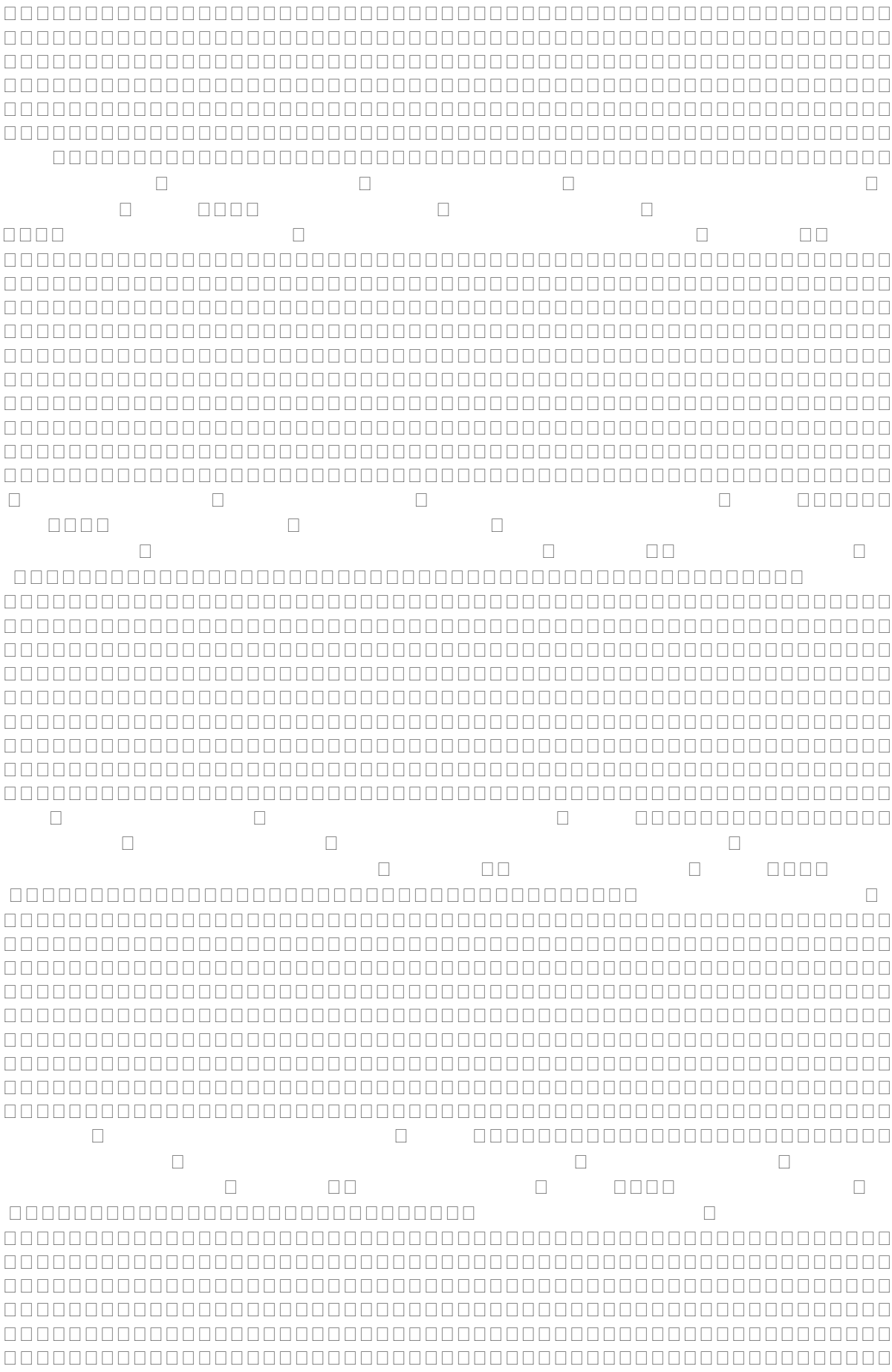
□ □ □□□□



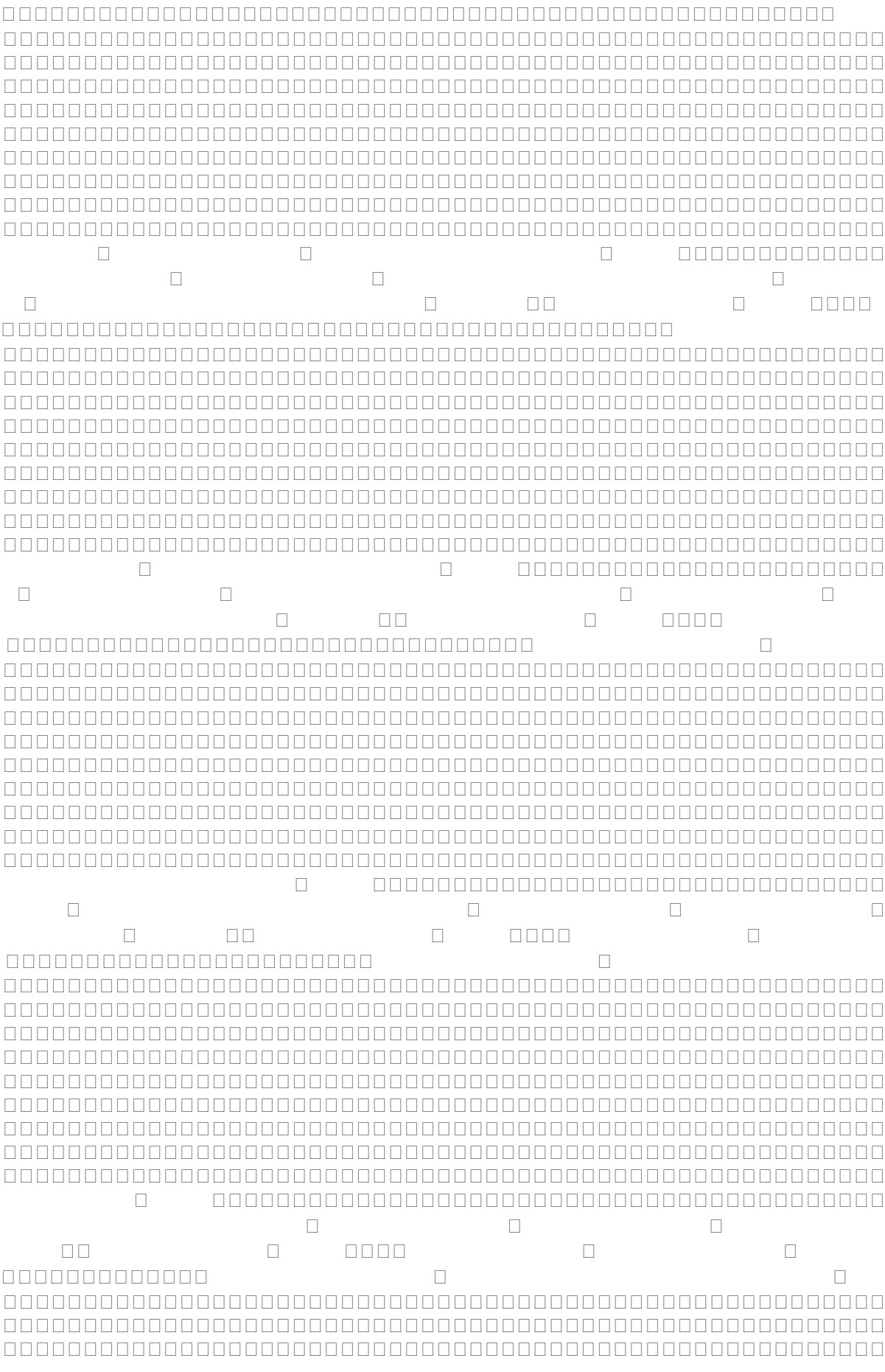


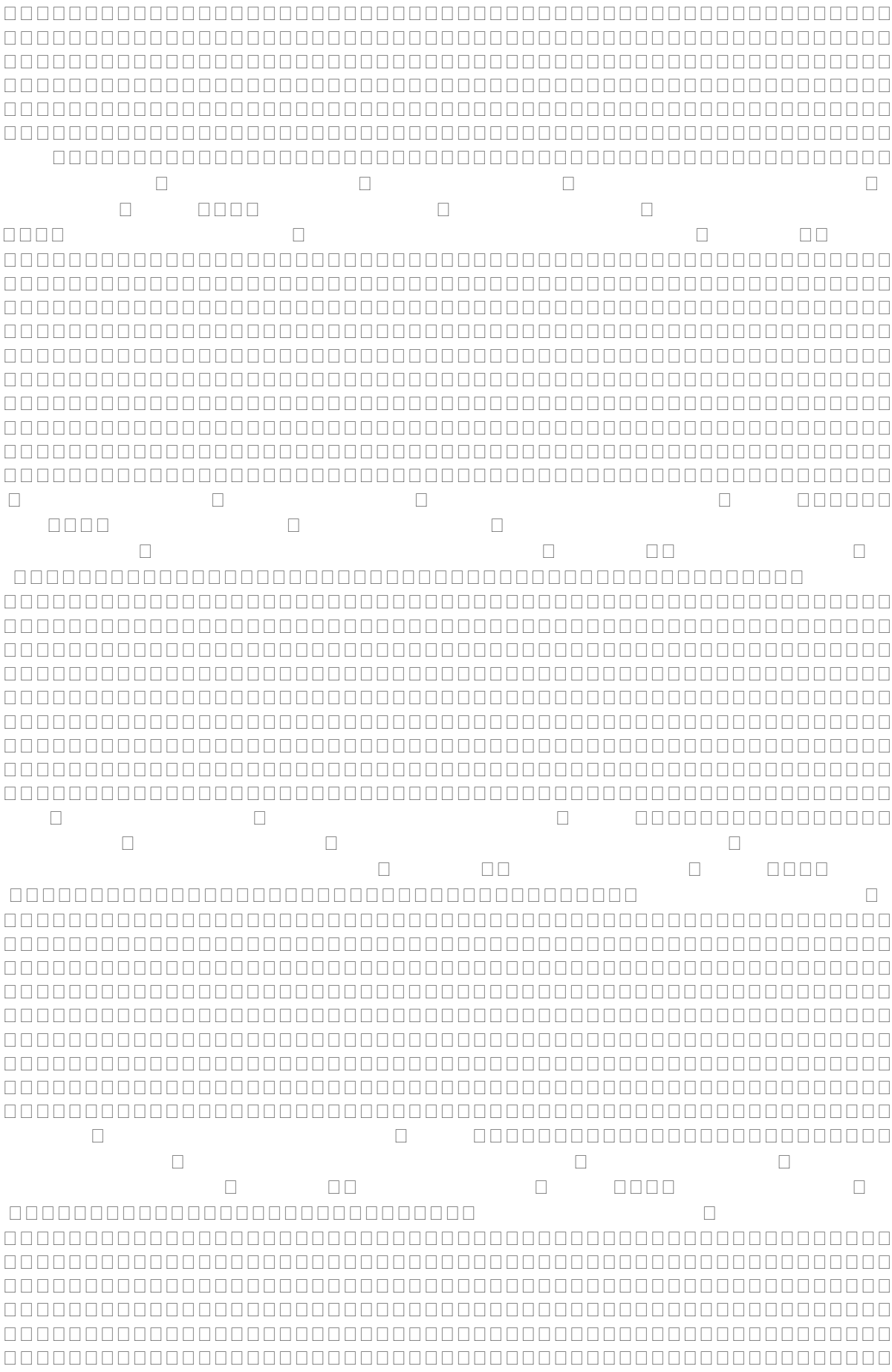
□ □ □□□□



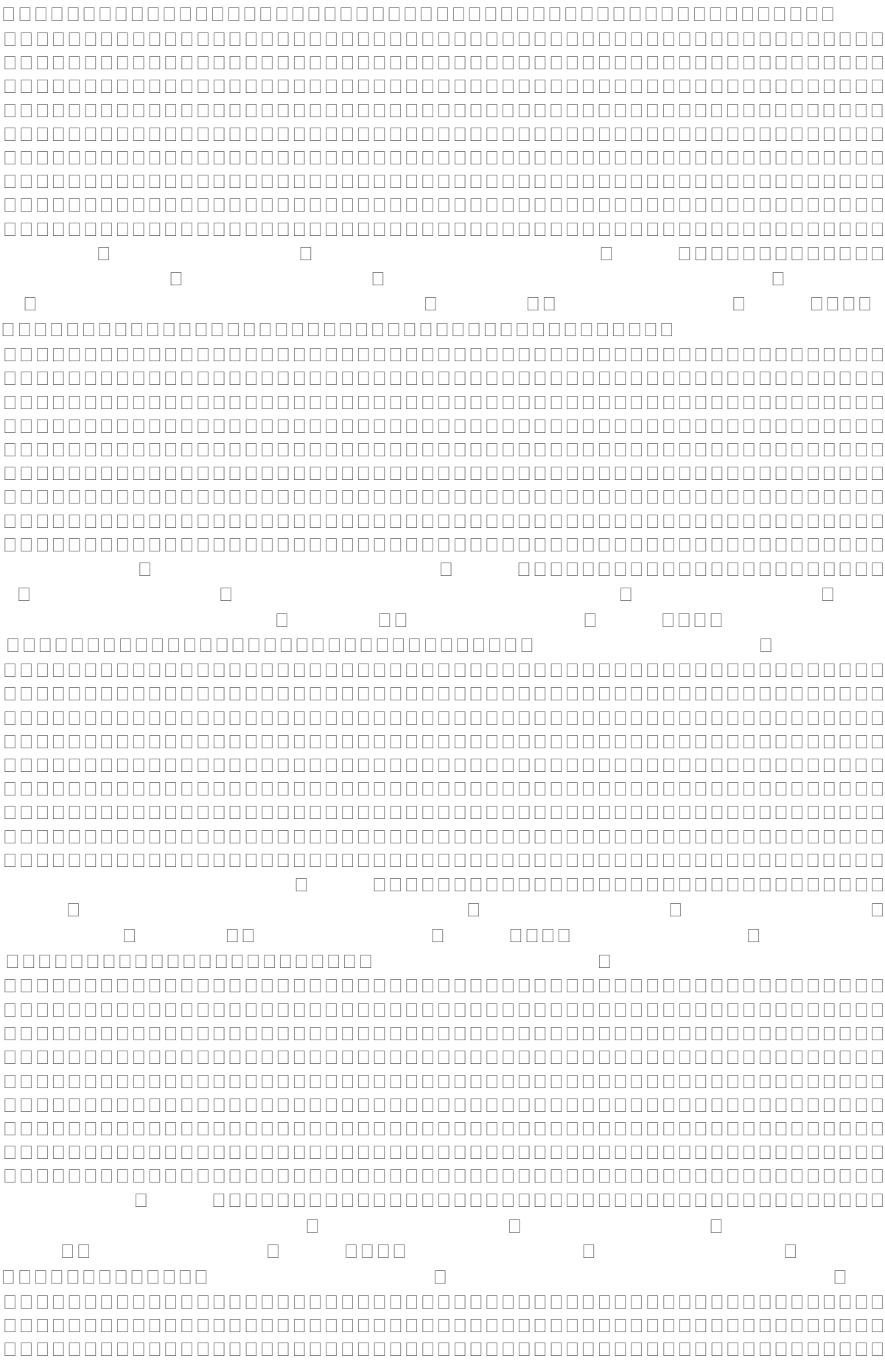


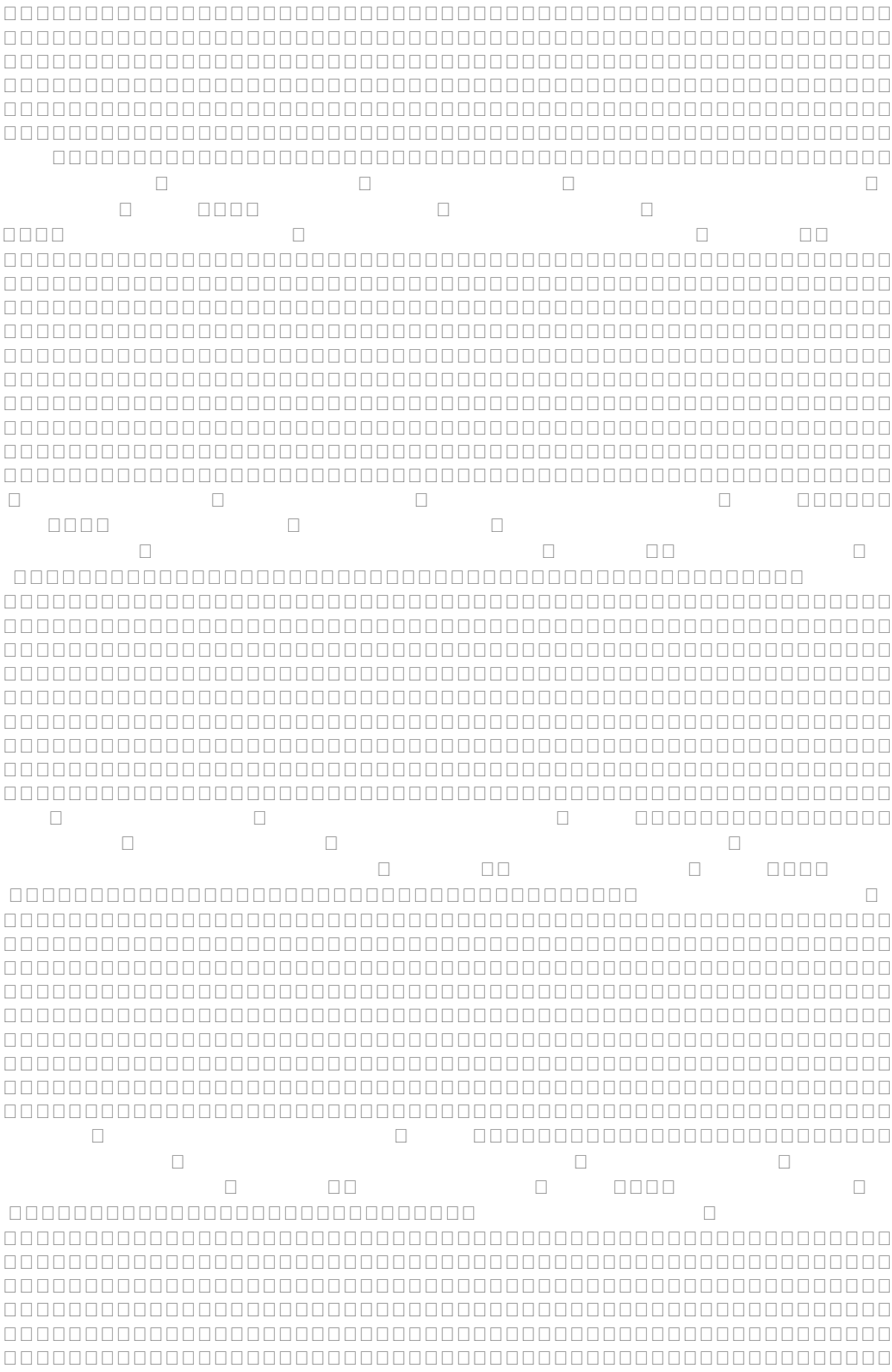
□ □ □□□□



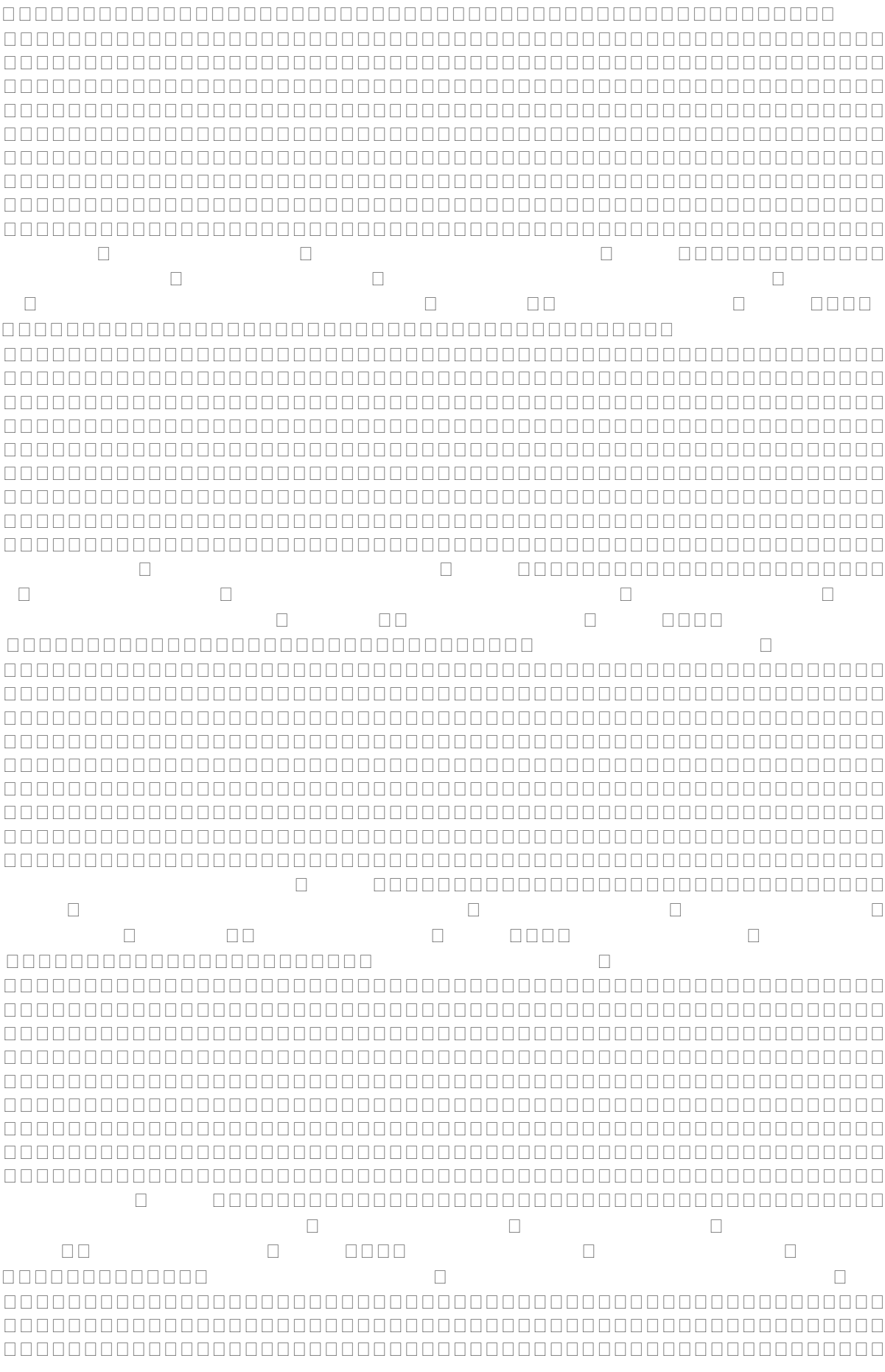


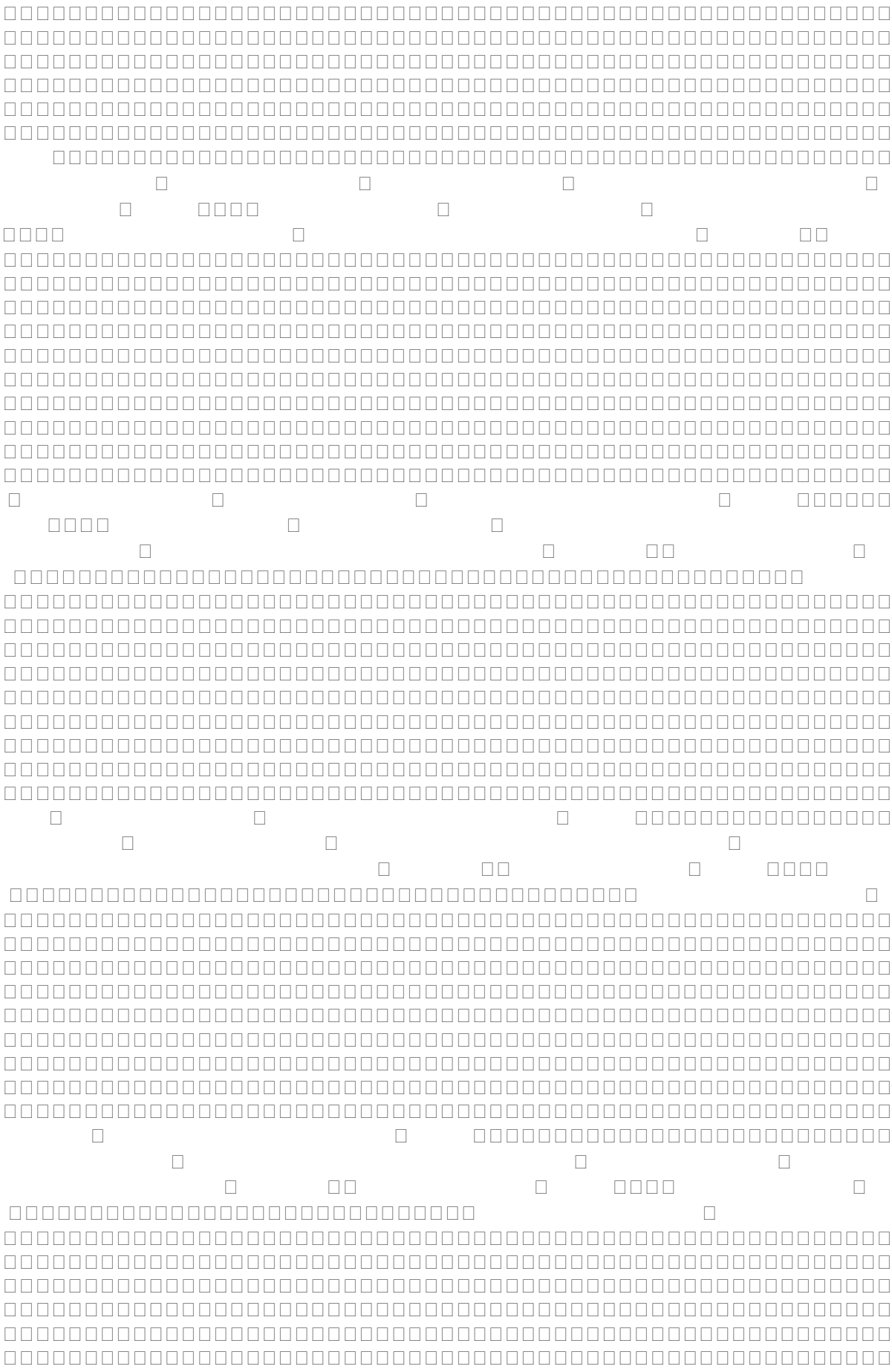
□ □ □□□□



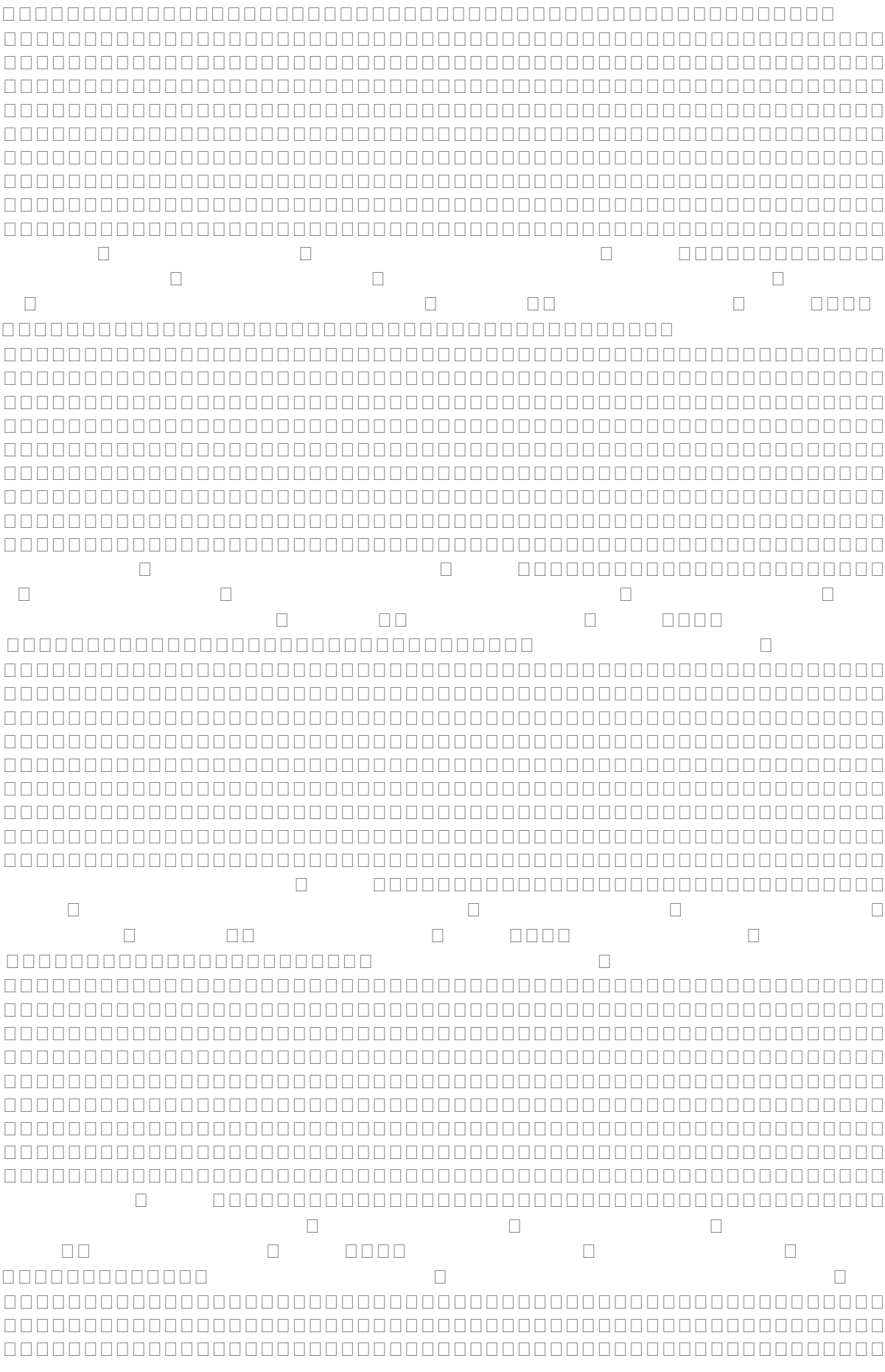


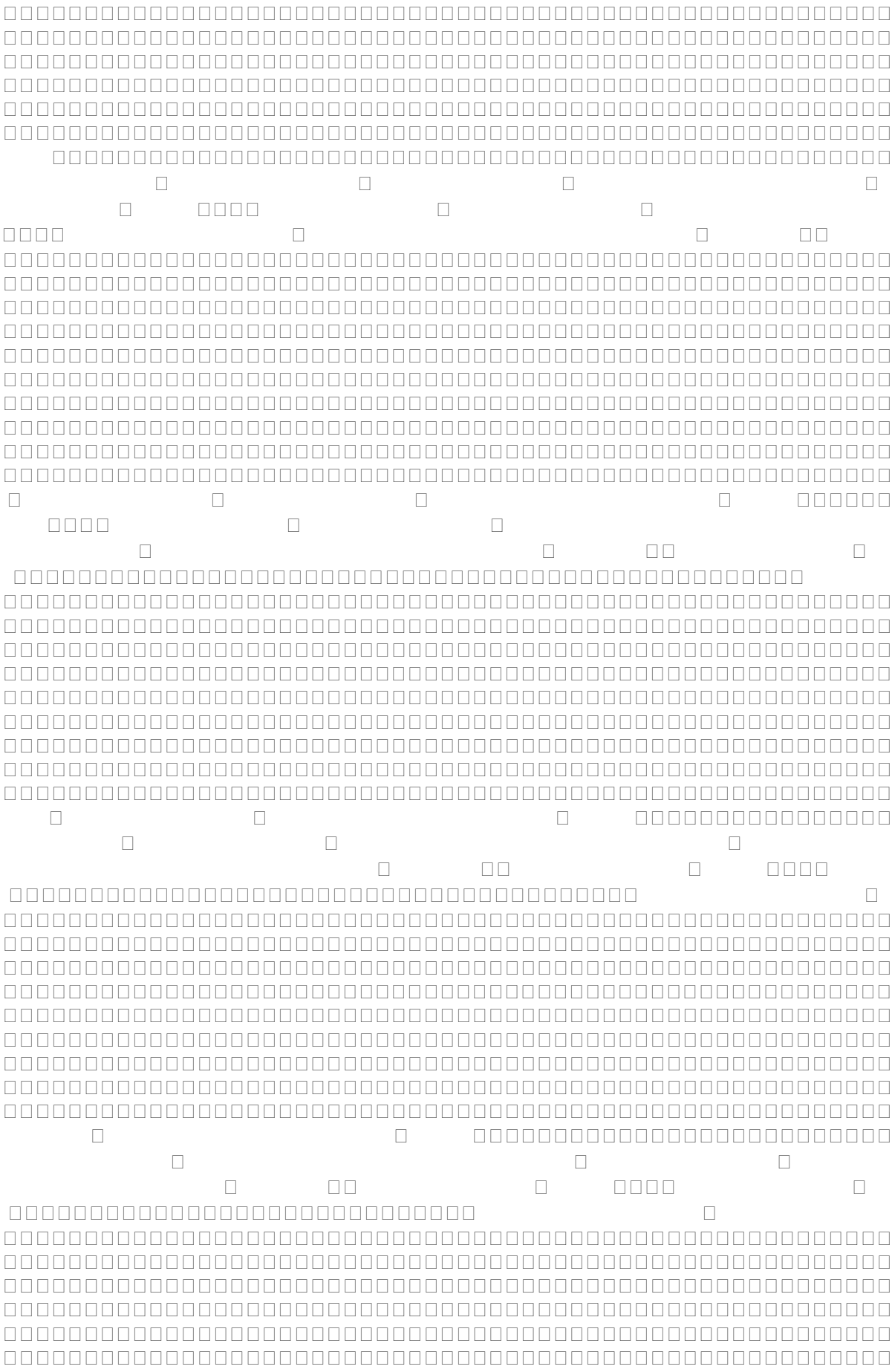
□ □ □□□□



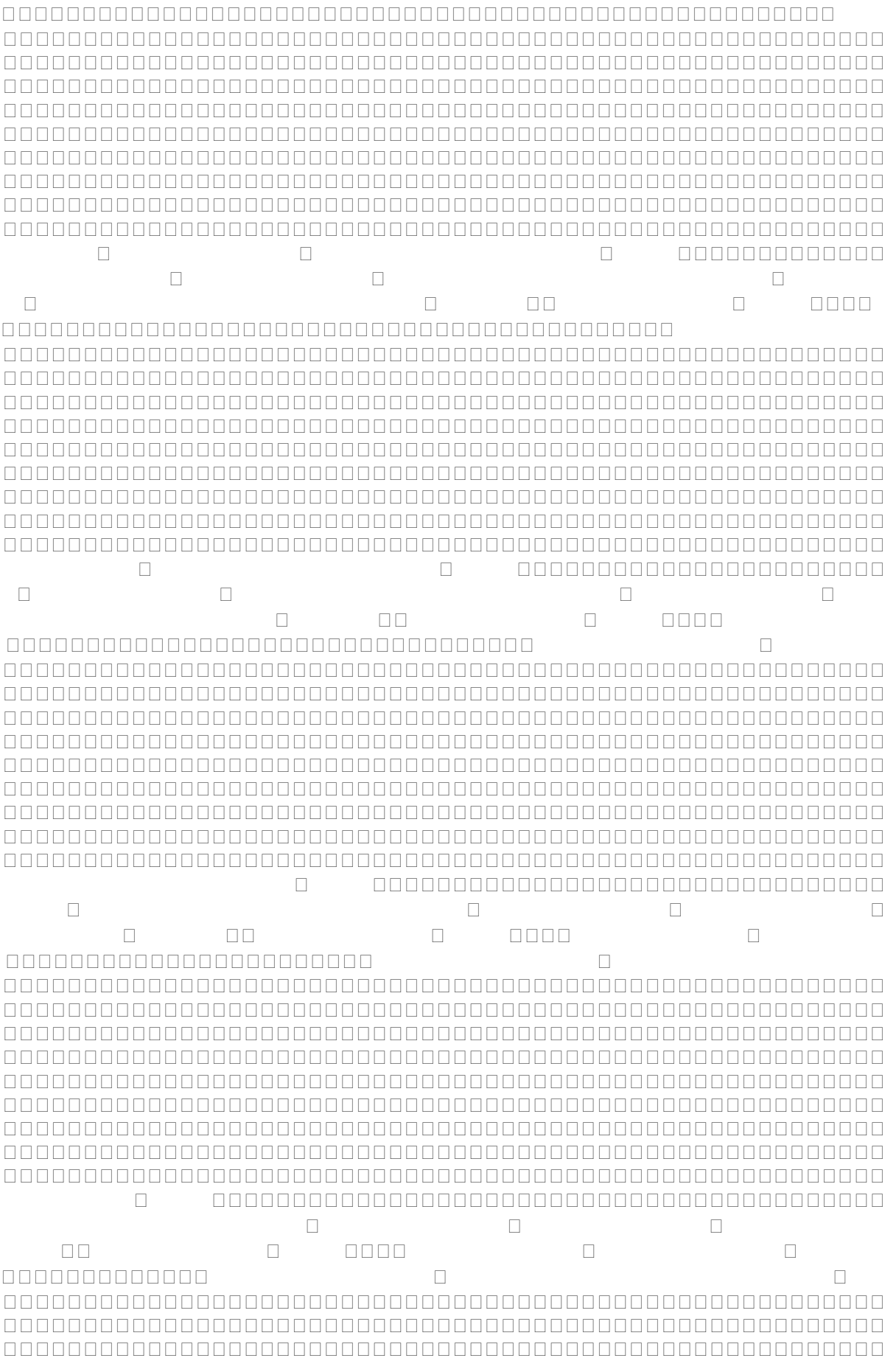


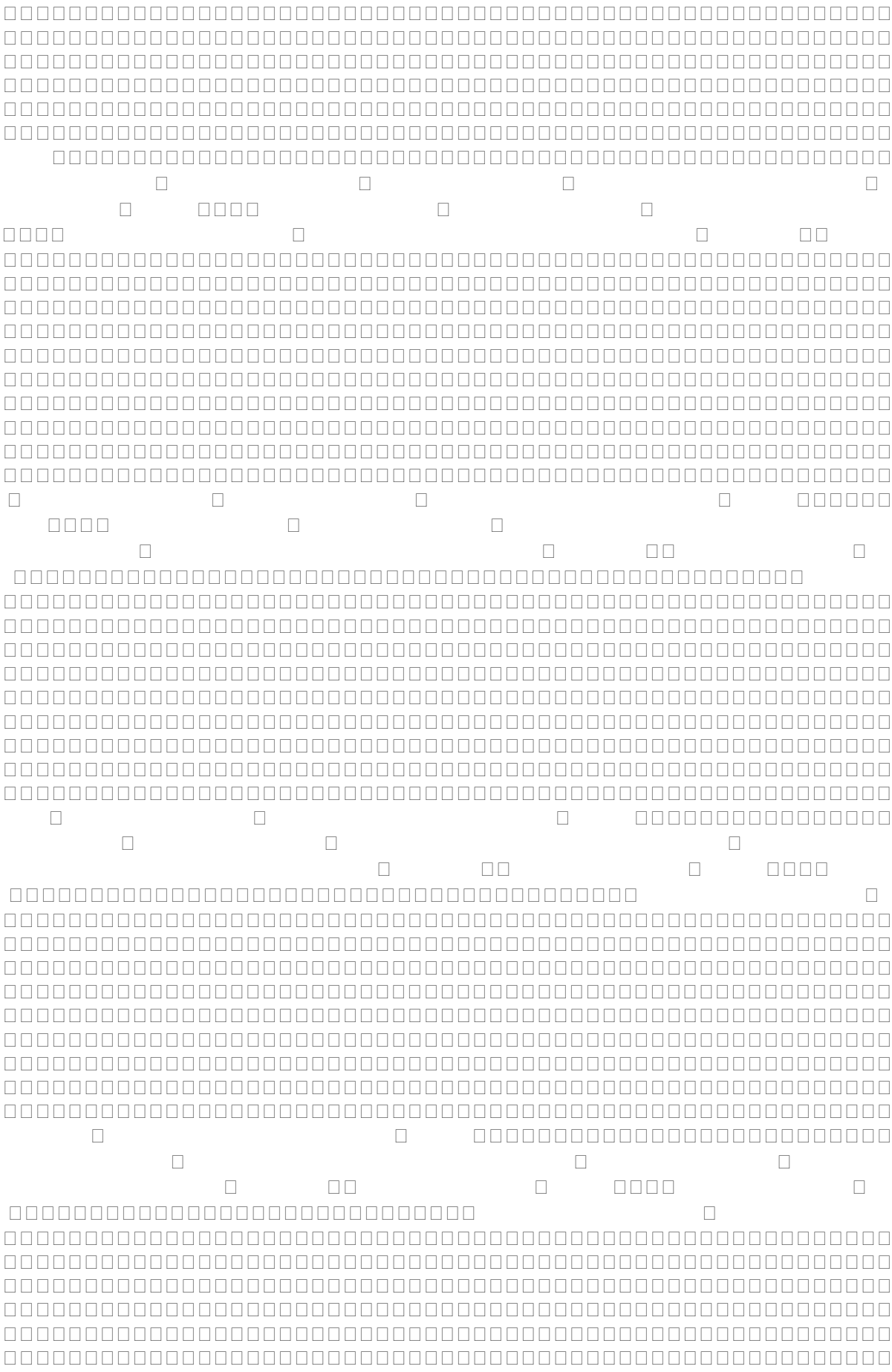
□ □ □□□□



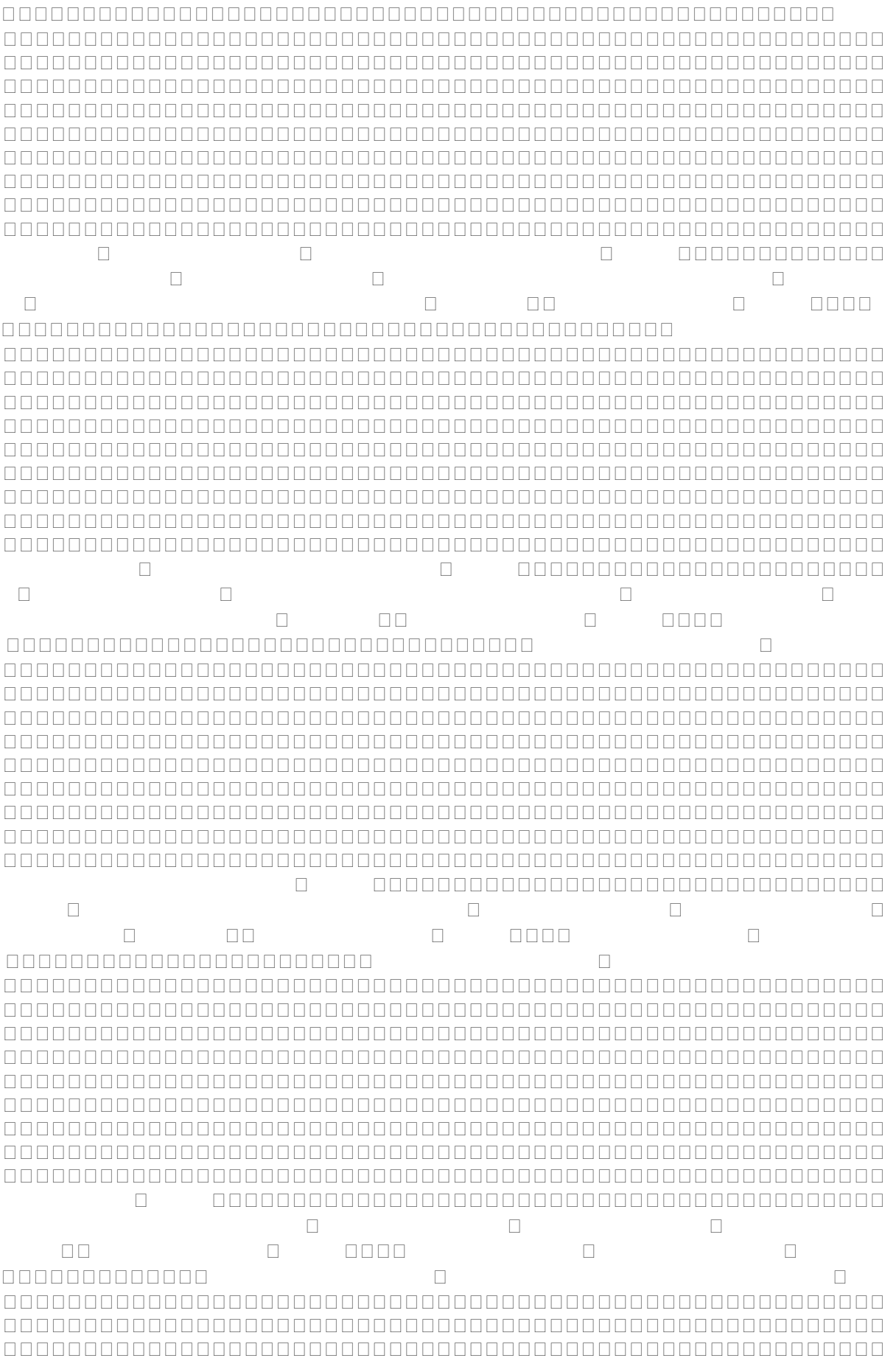


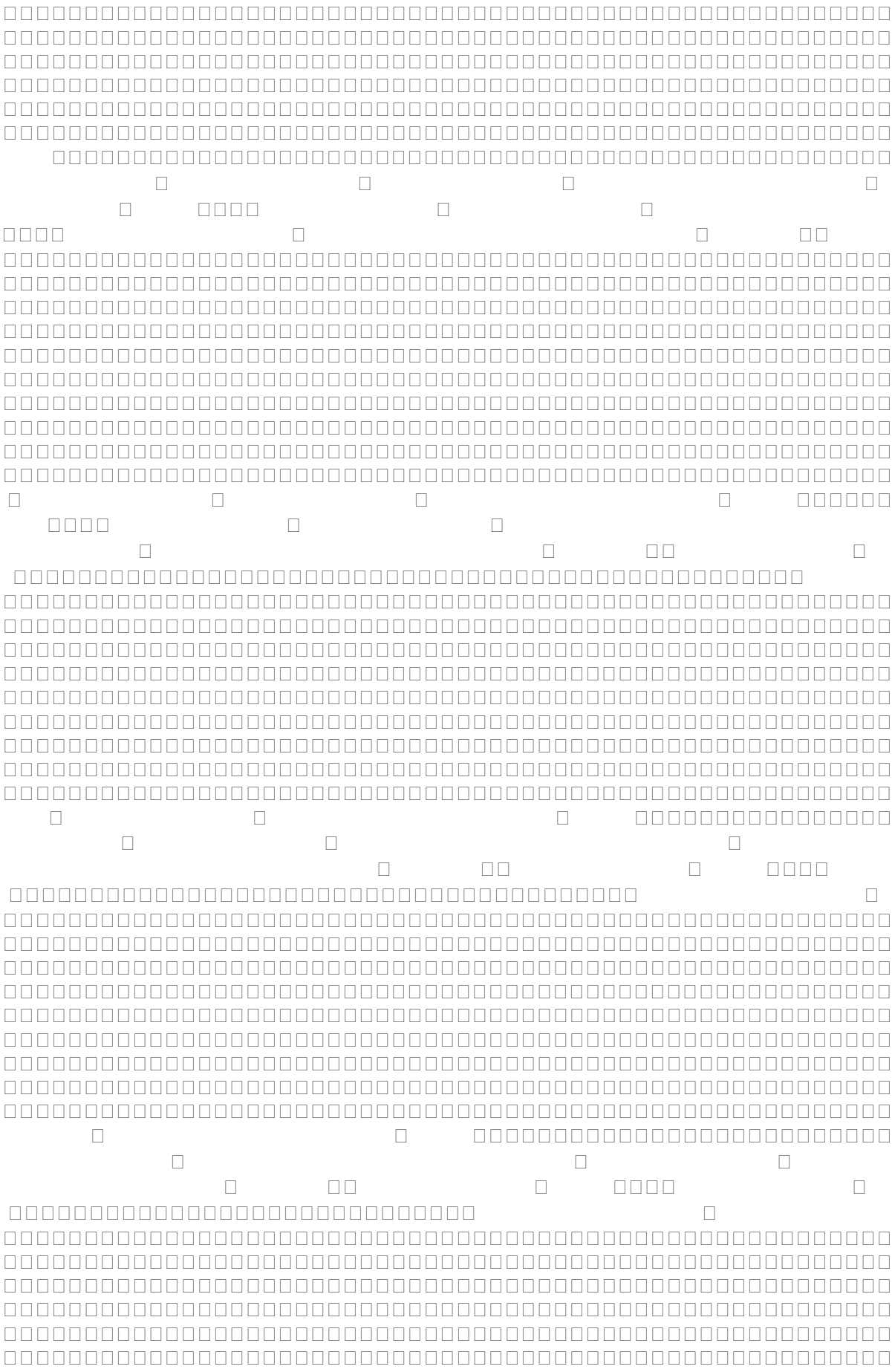
□ □ □□□□



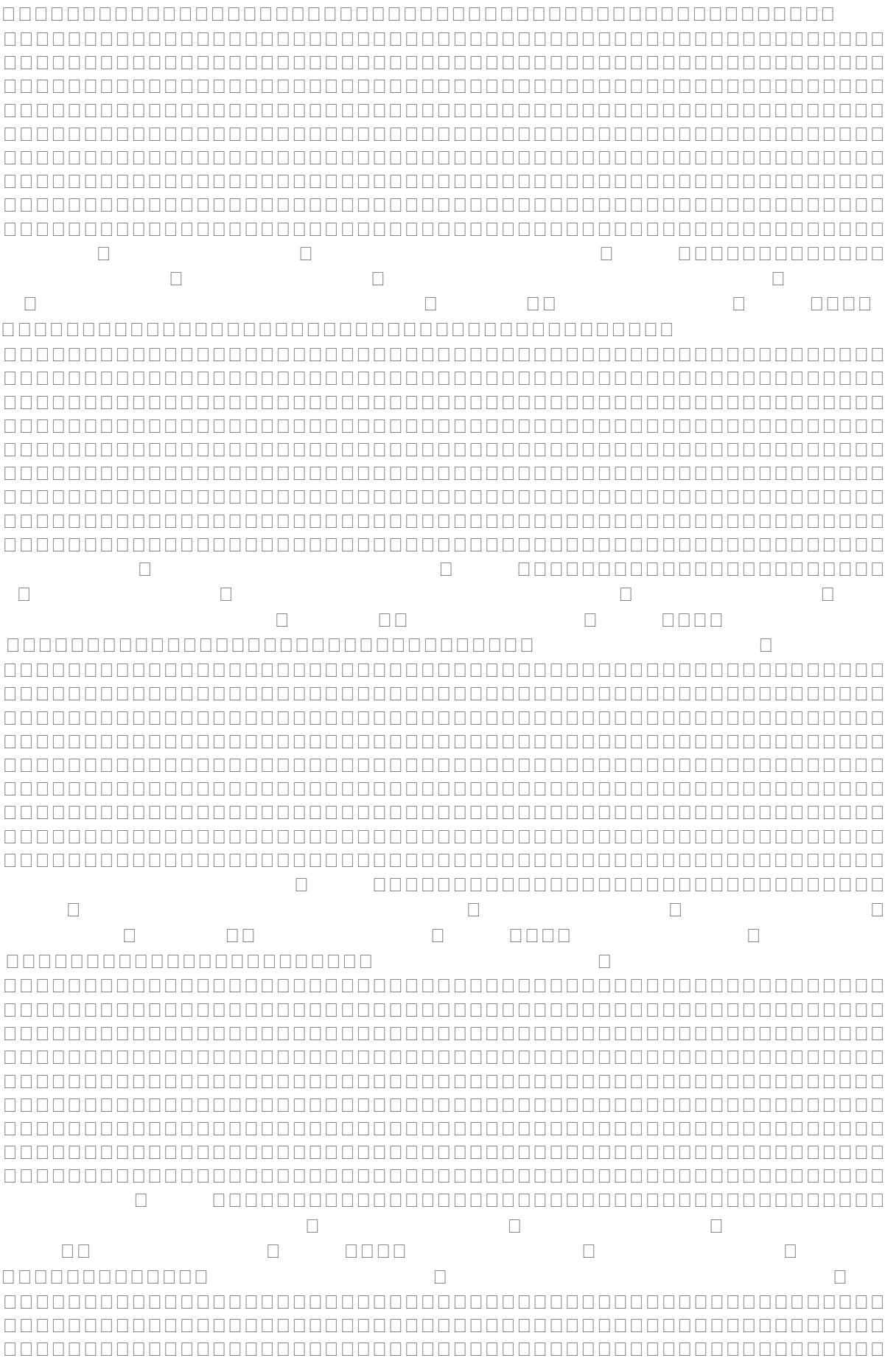


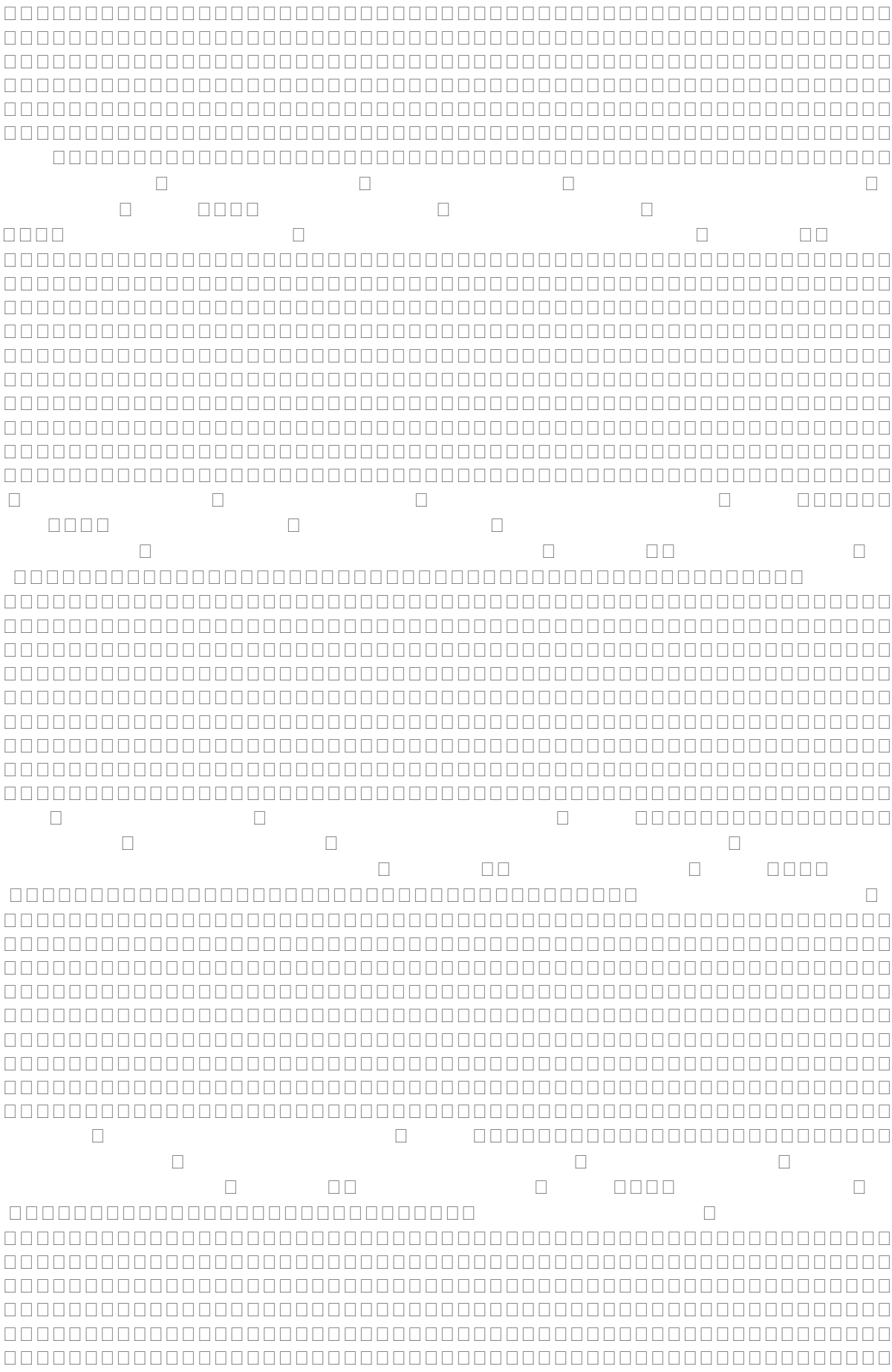
□ □ □□□□



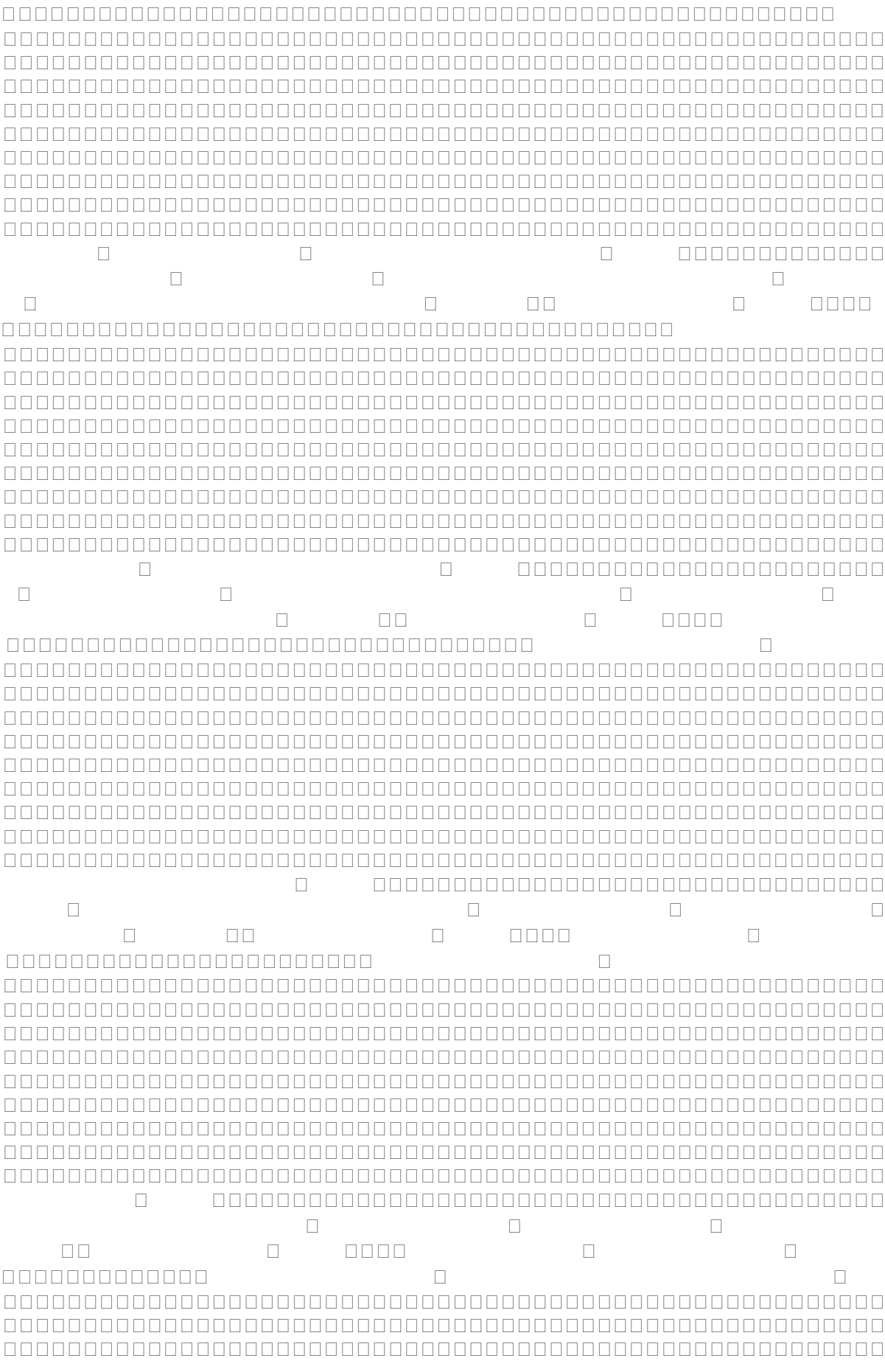


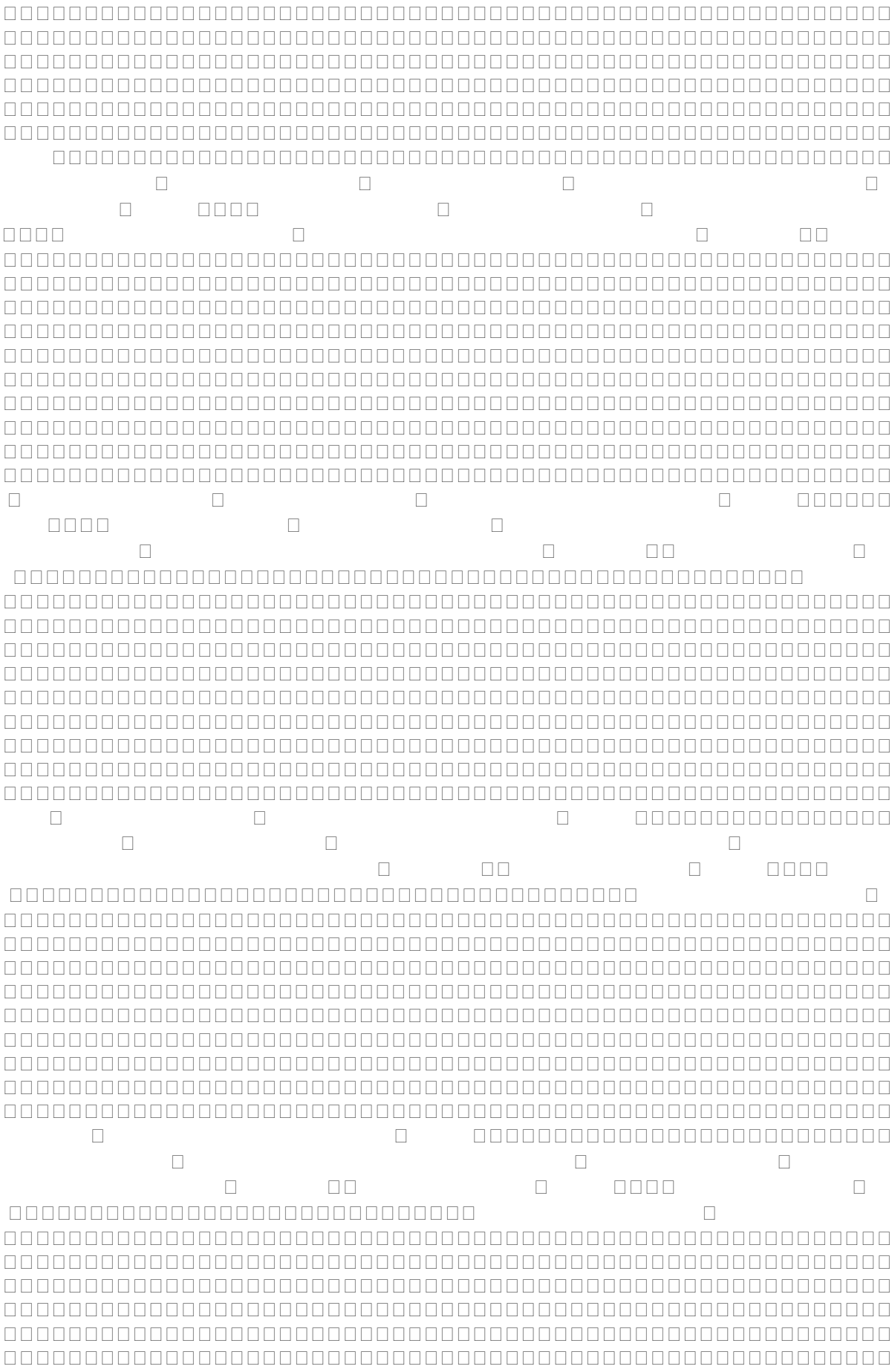
□ □ □□□□



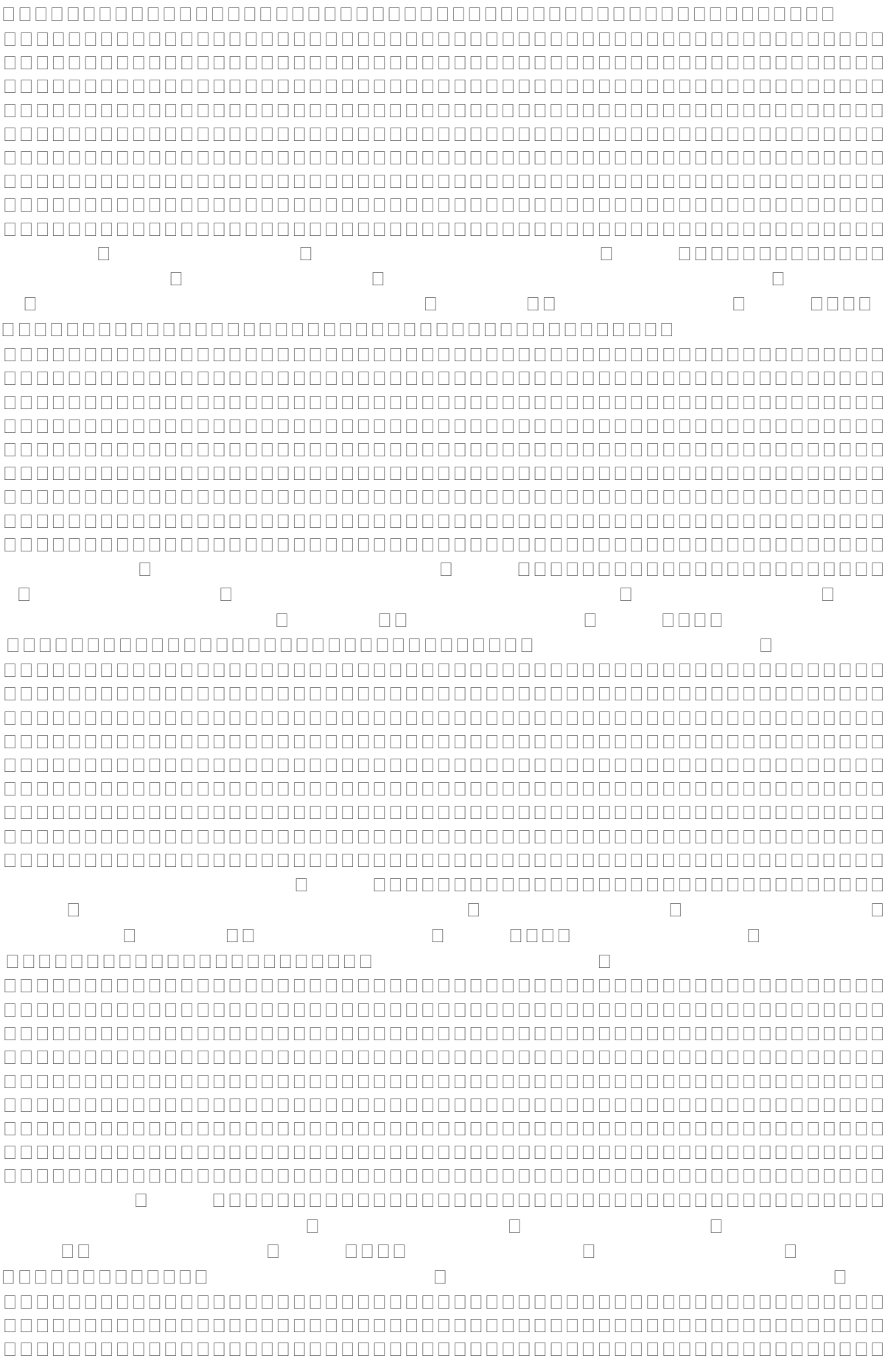


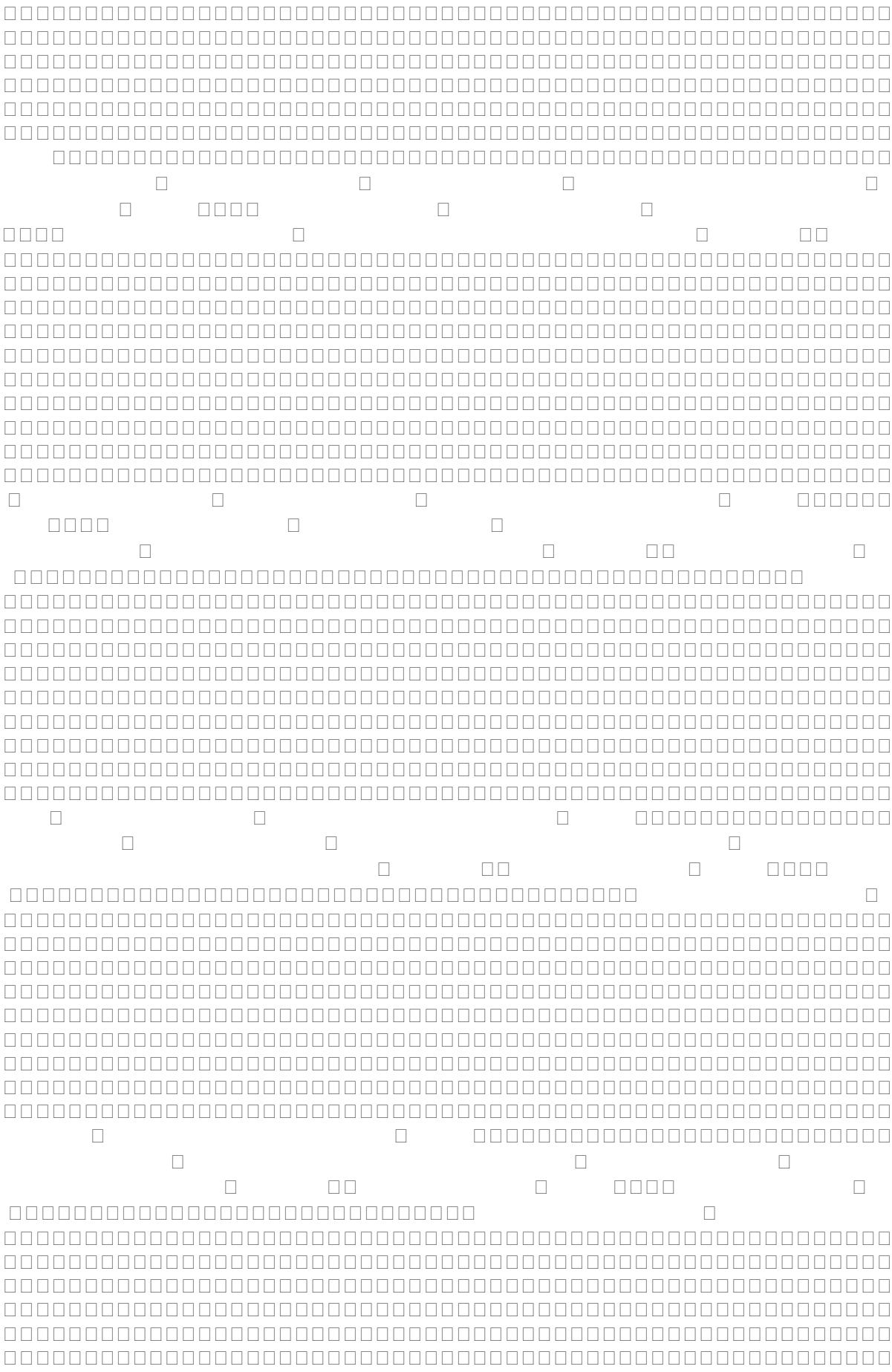
□ □ □□□□



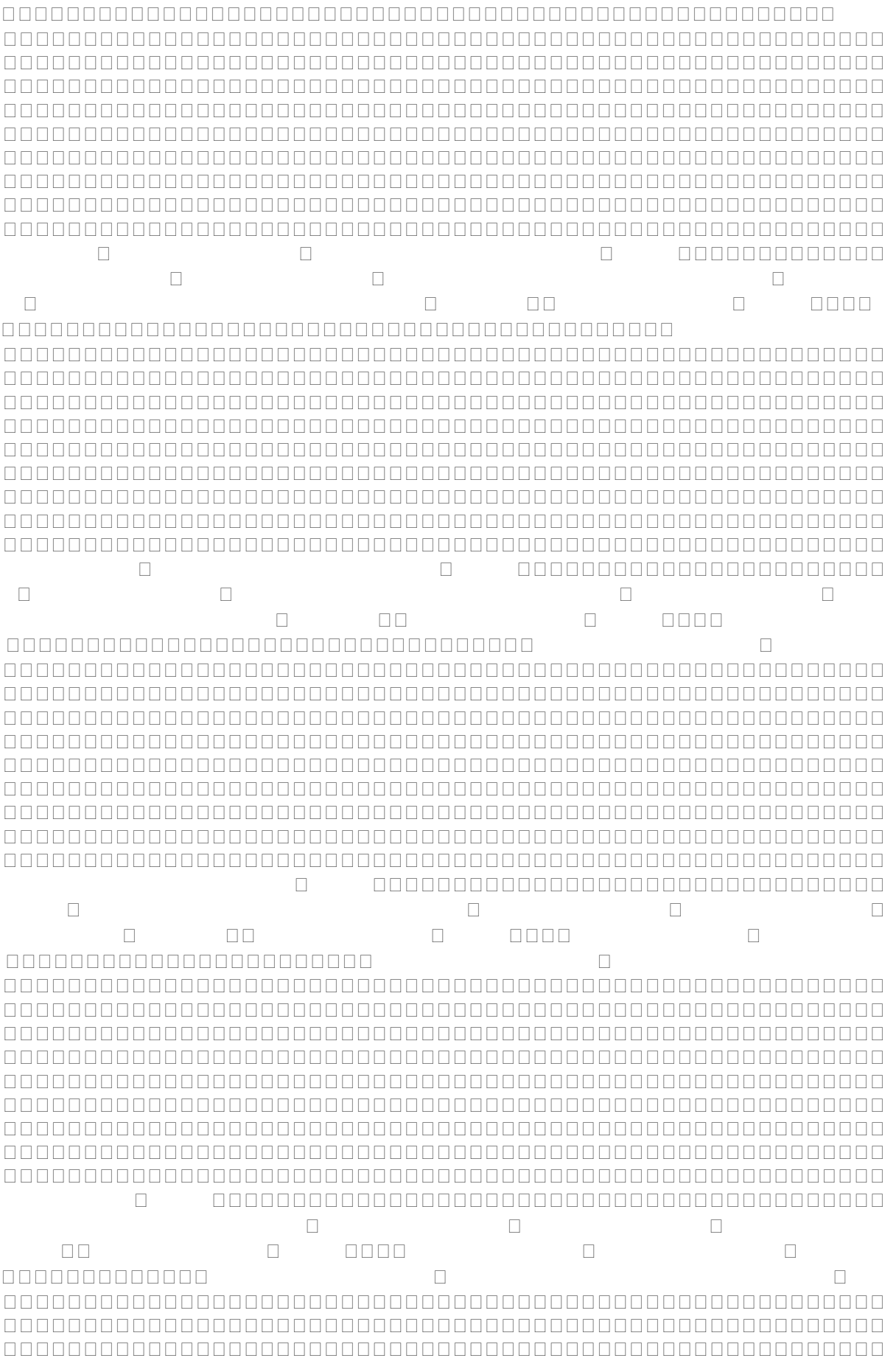


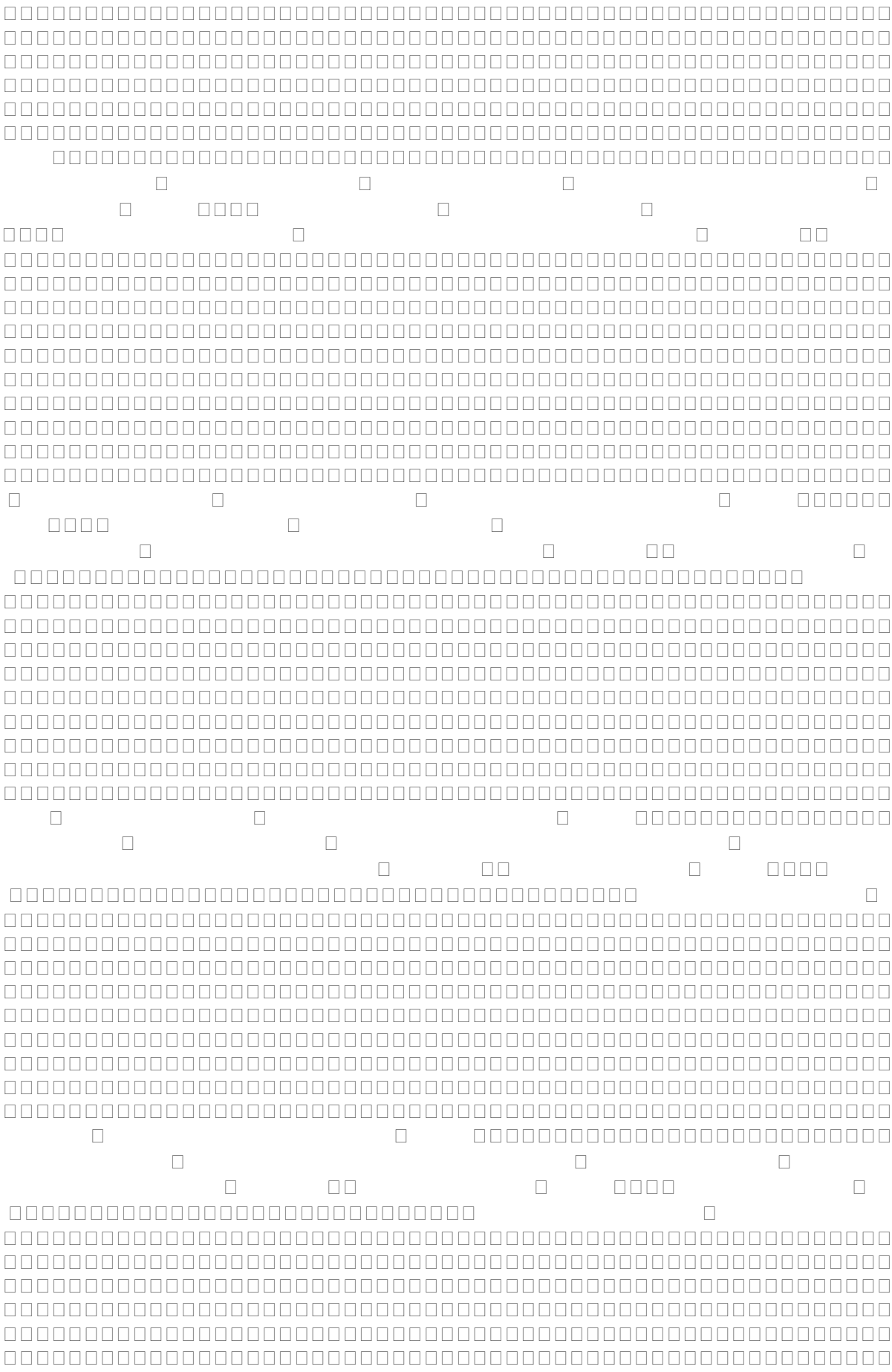
□ □ □□□□



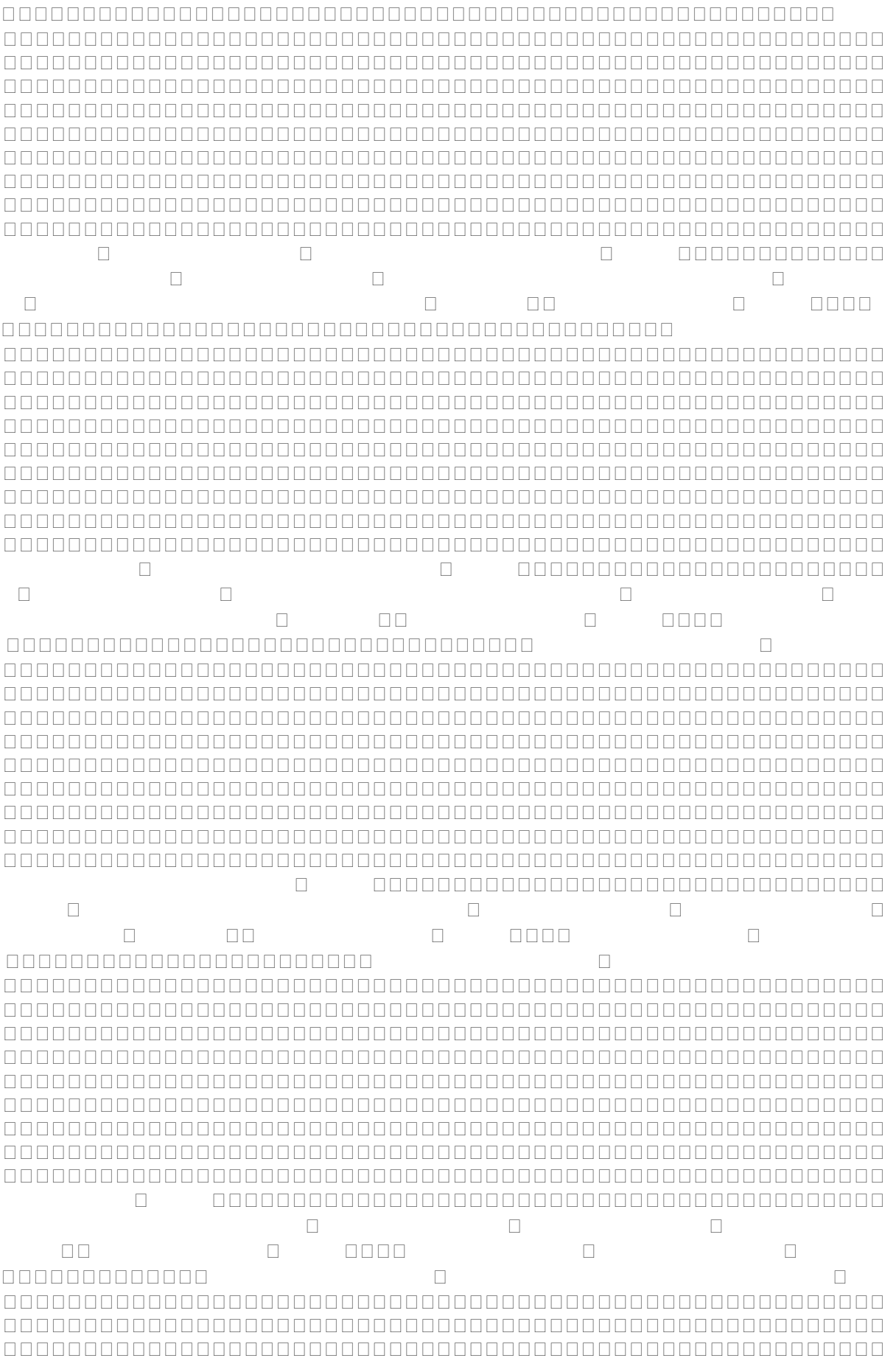


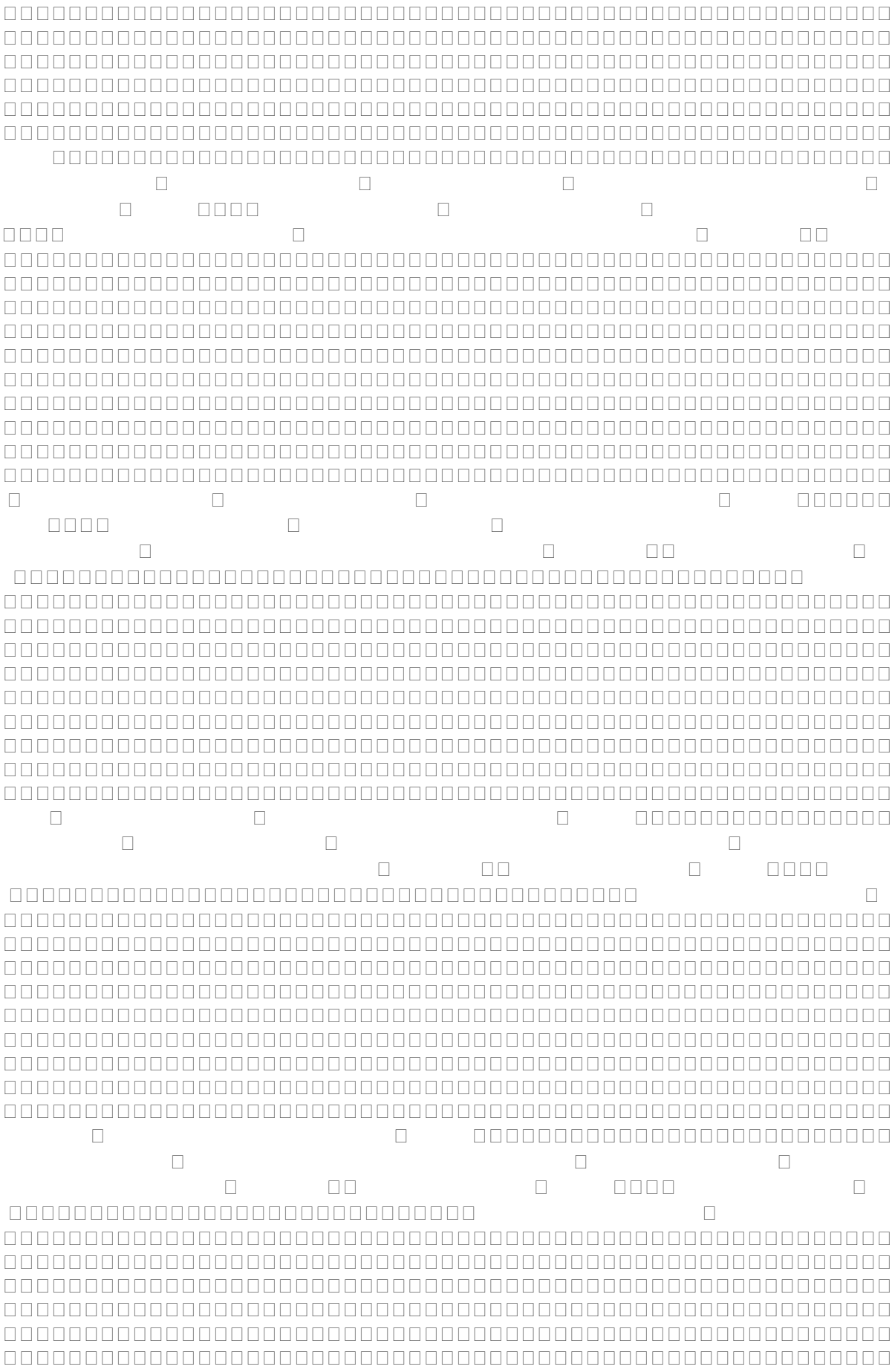
□ □ □□□□



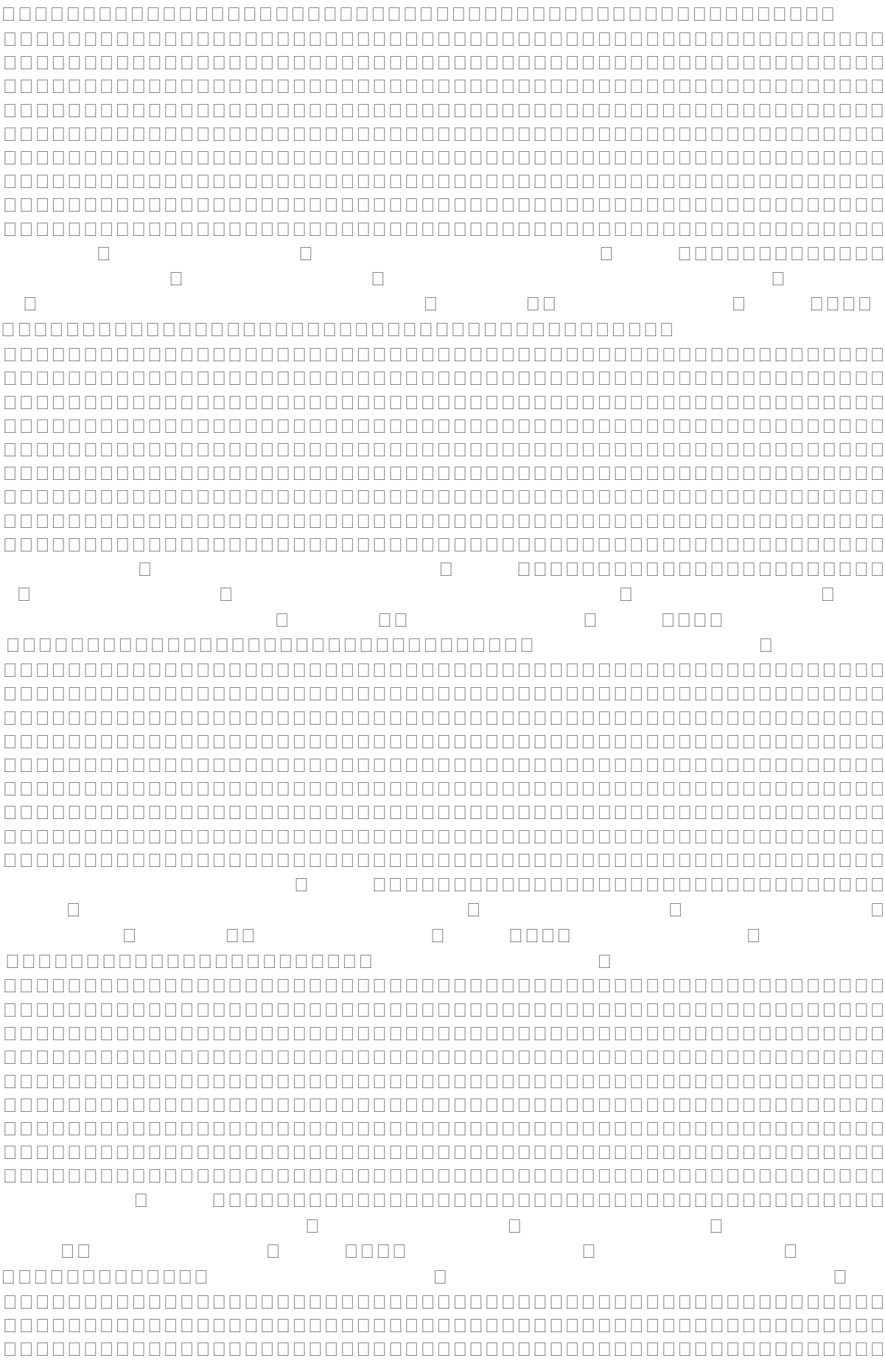


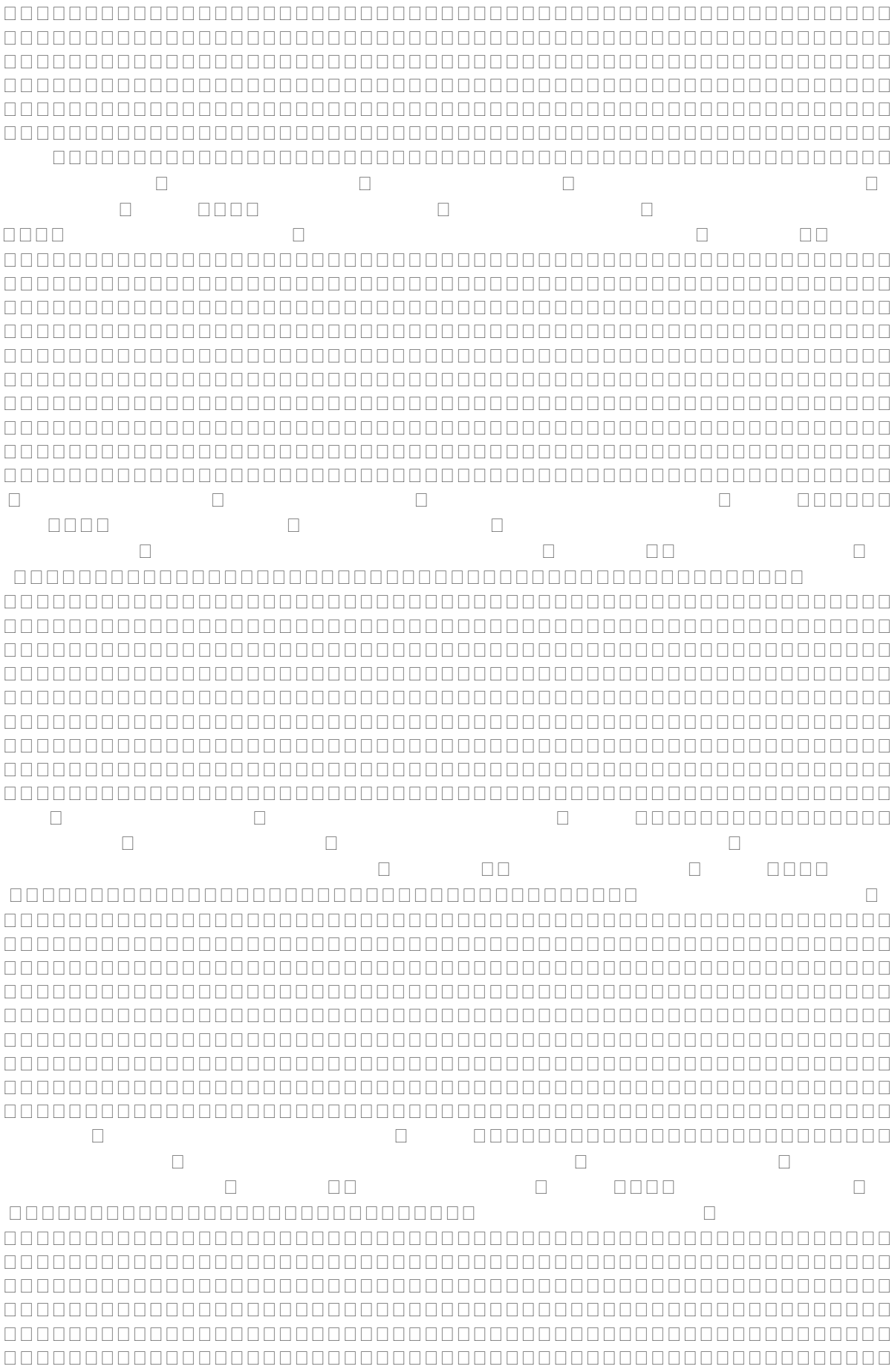
□ □ □□□□



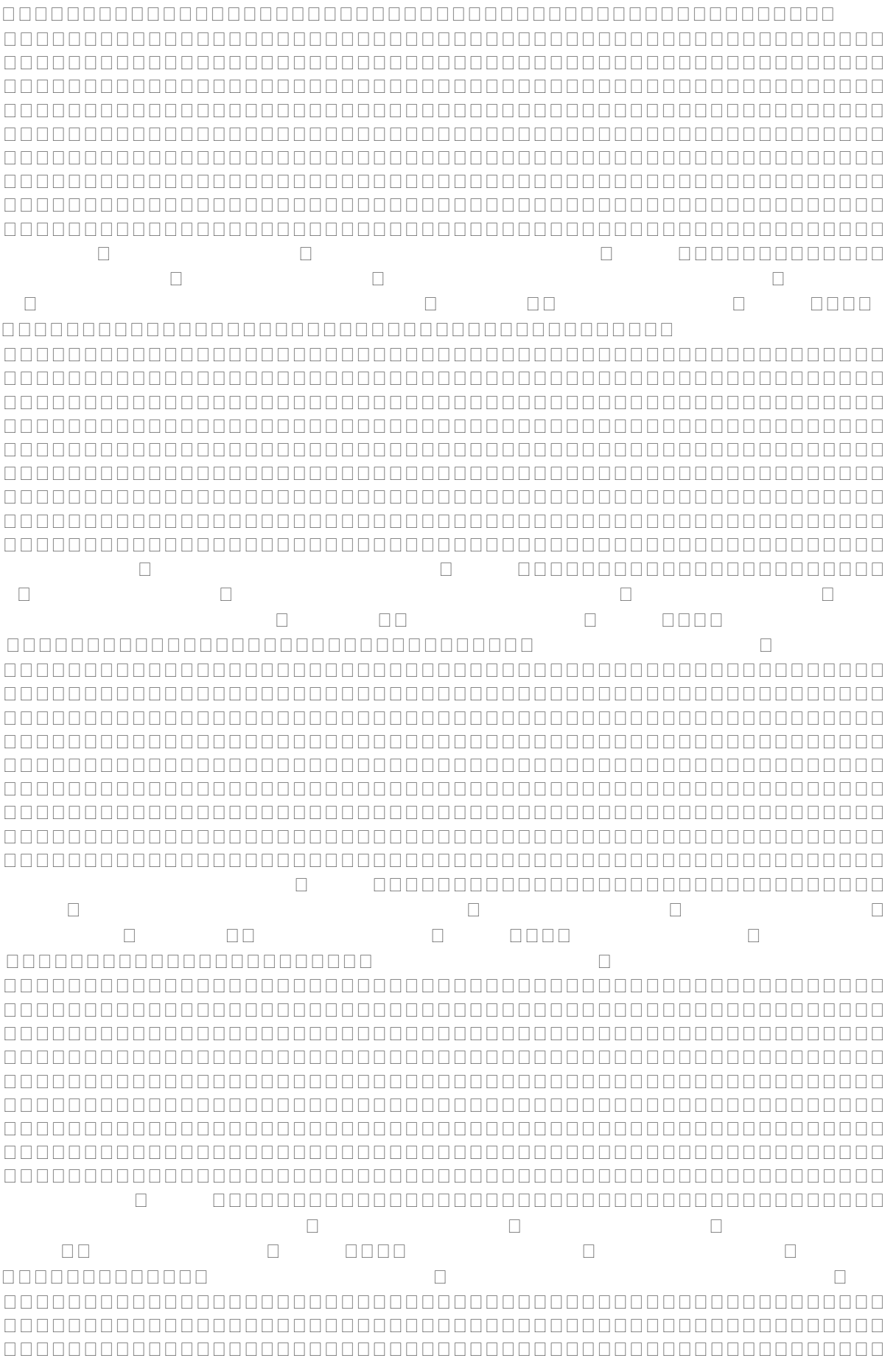


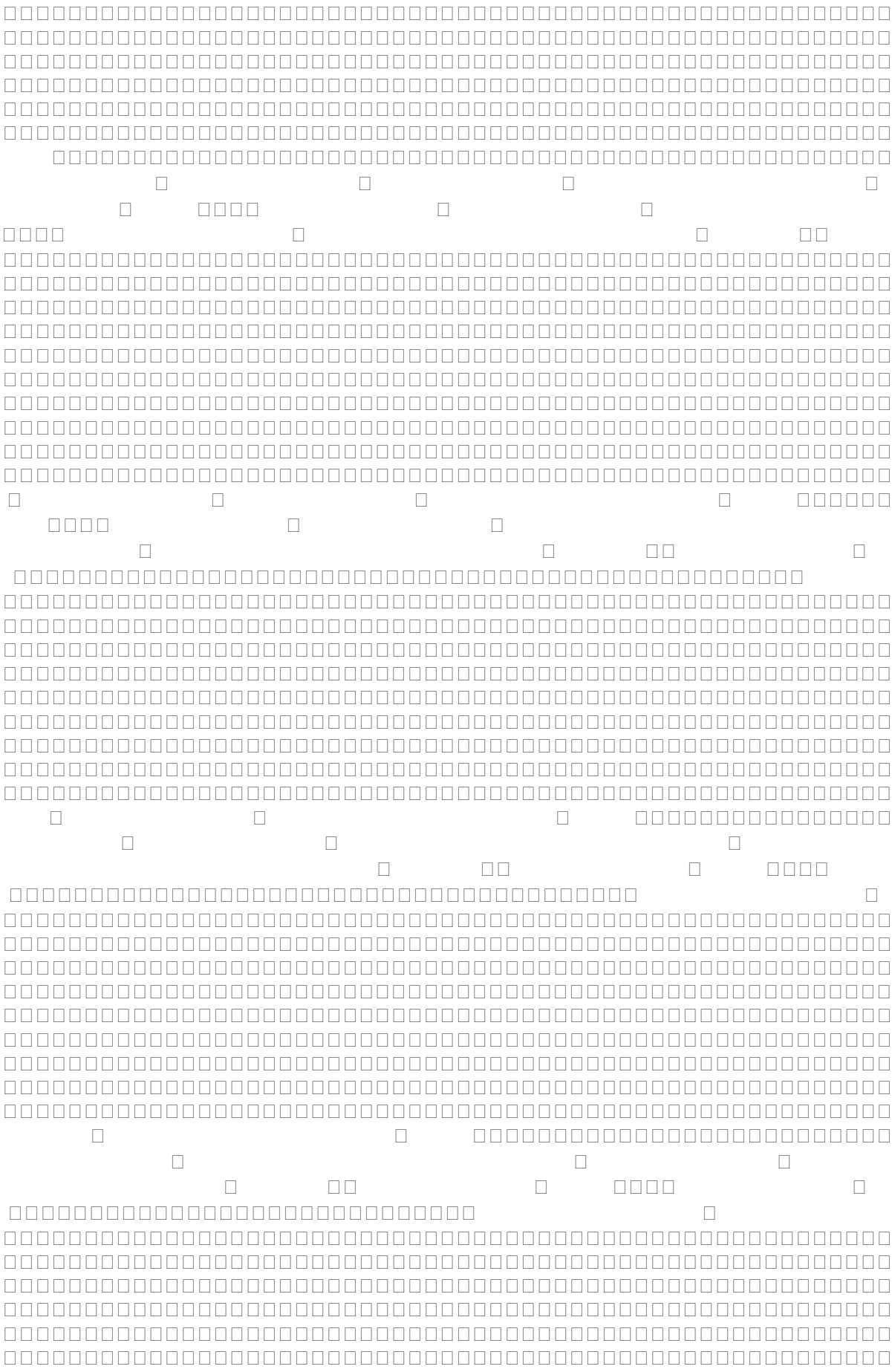
□ □ □□□□



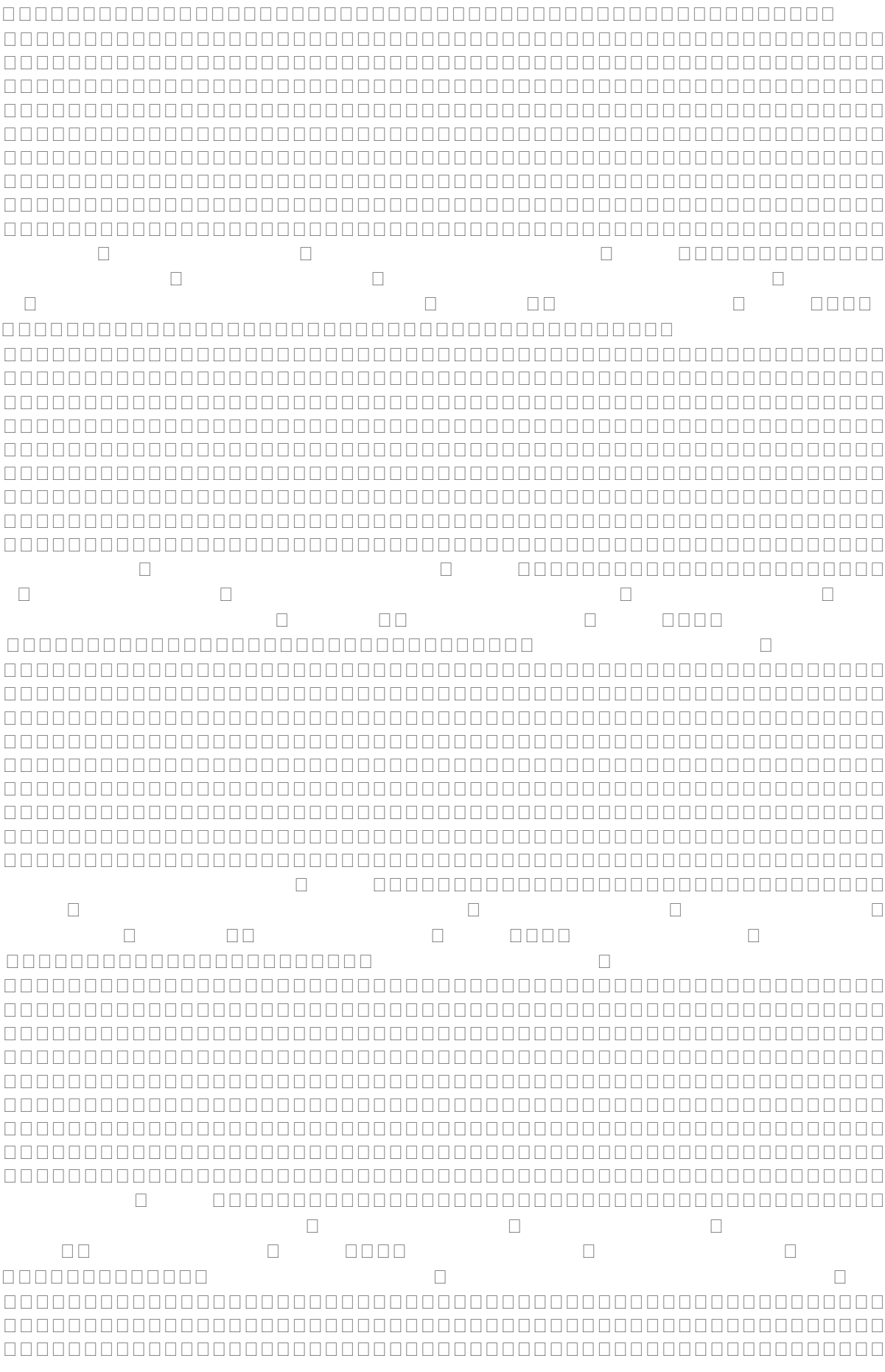


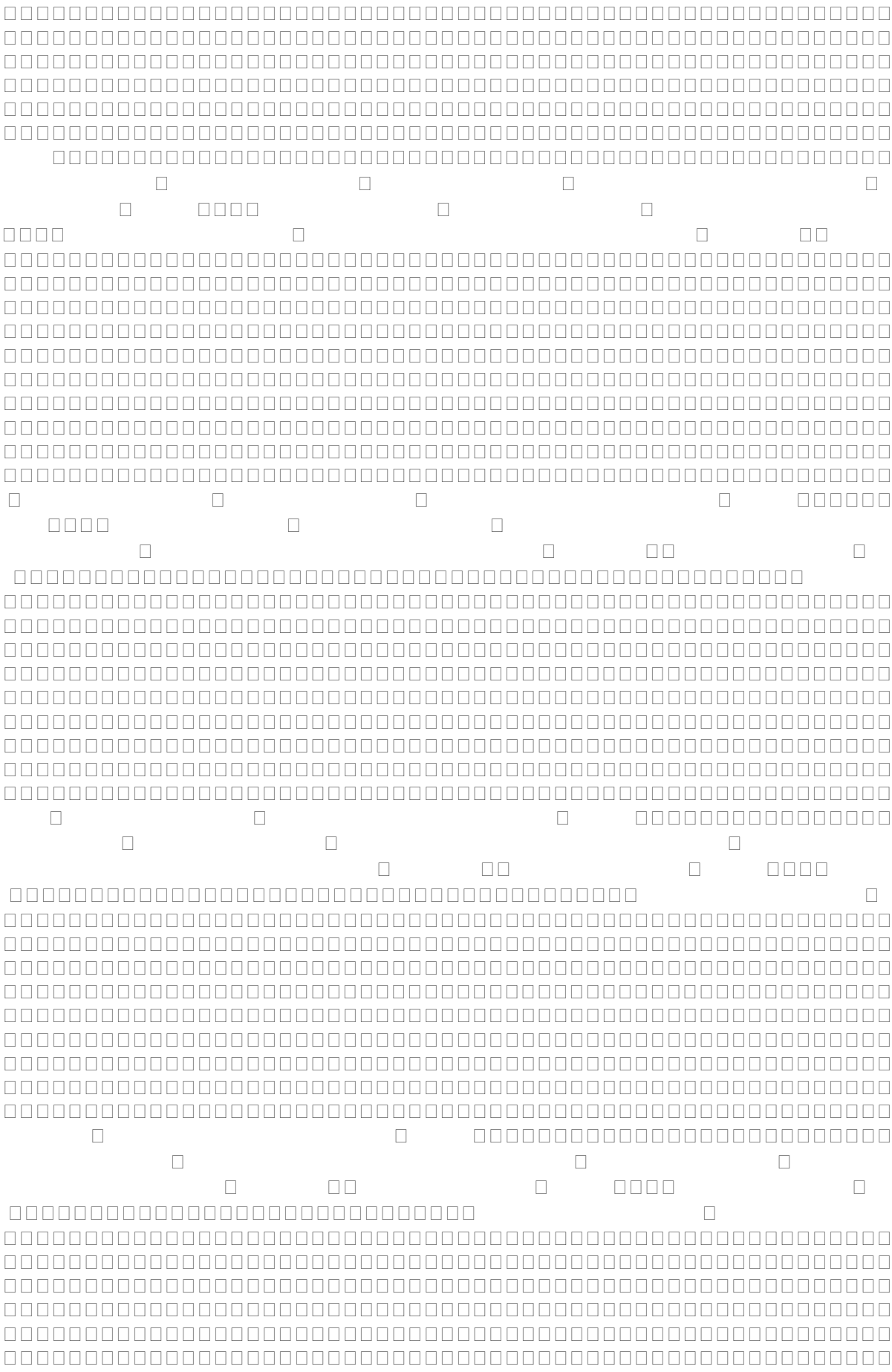
□ □ □□□□



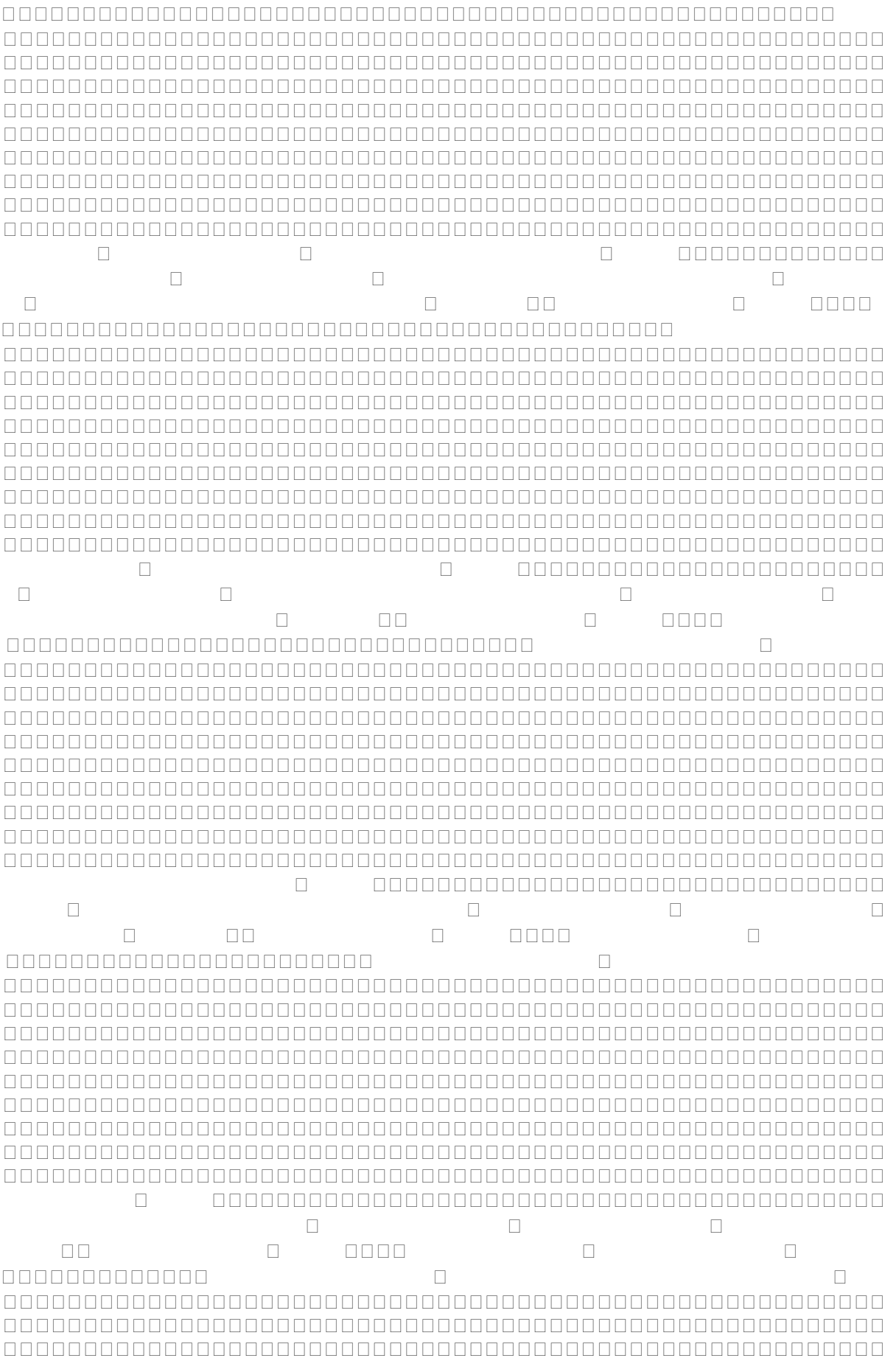


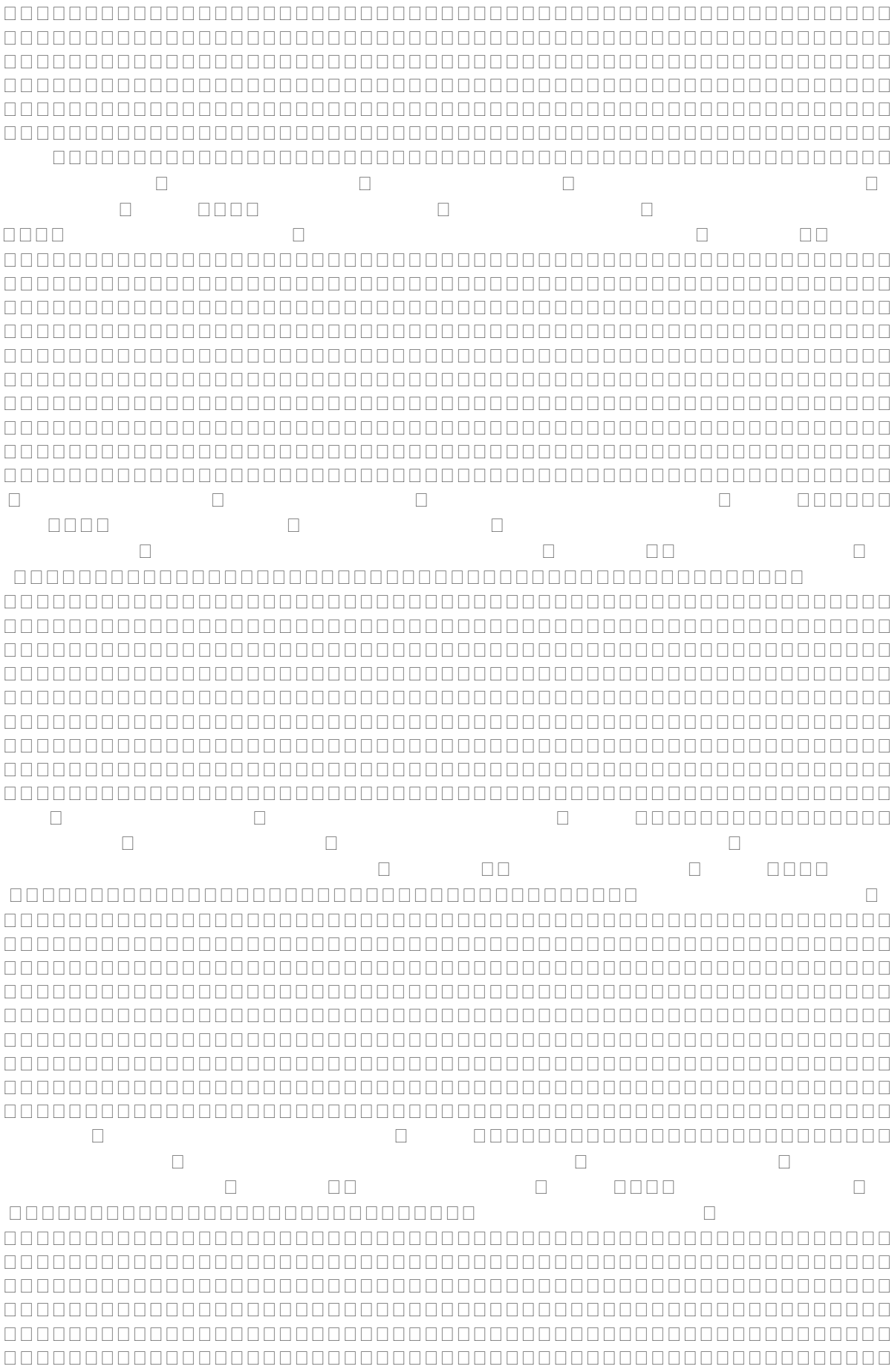
□ □ □□□□



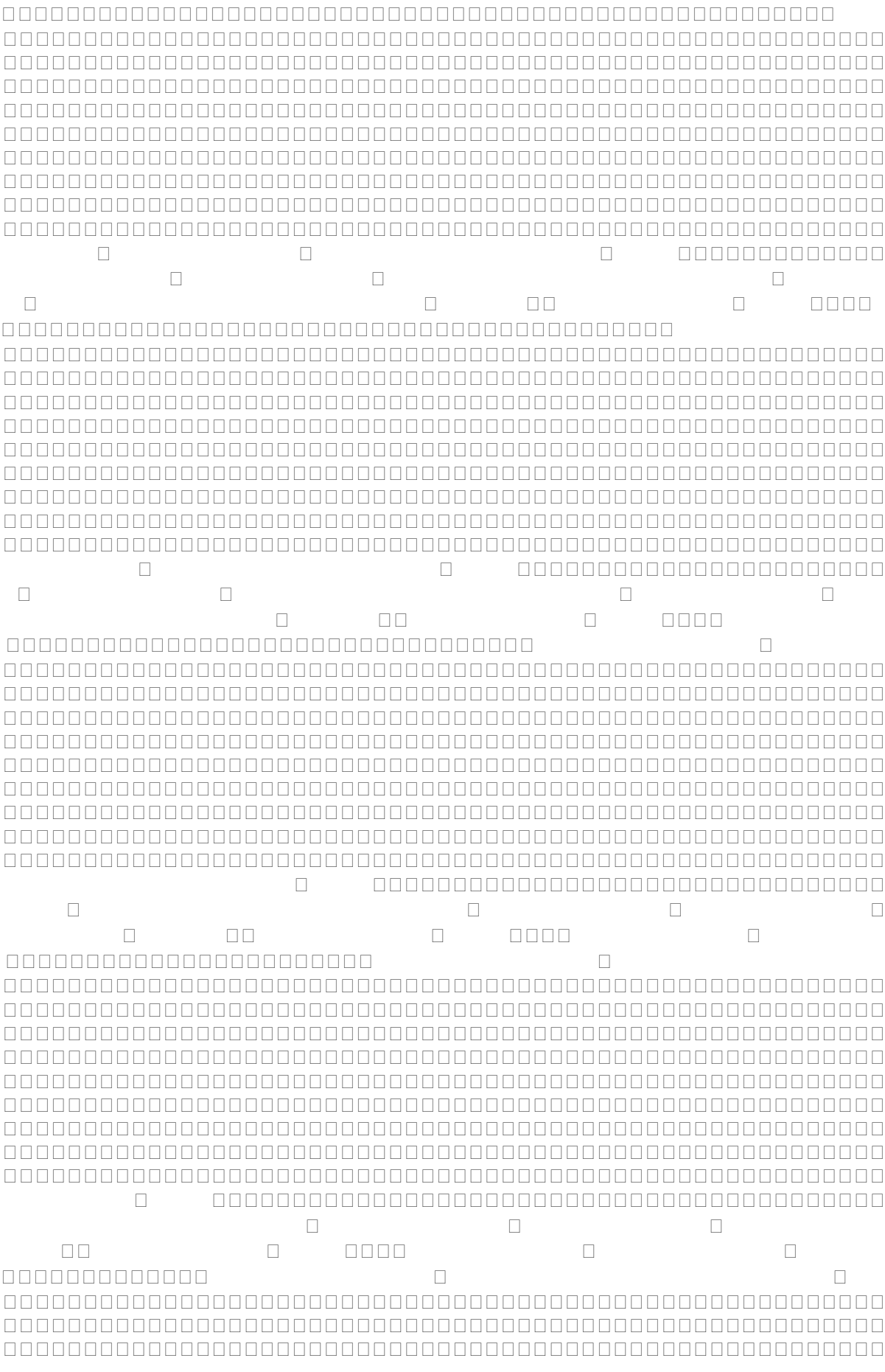


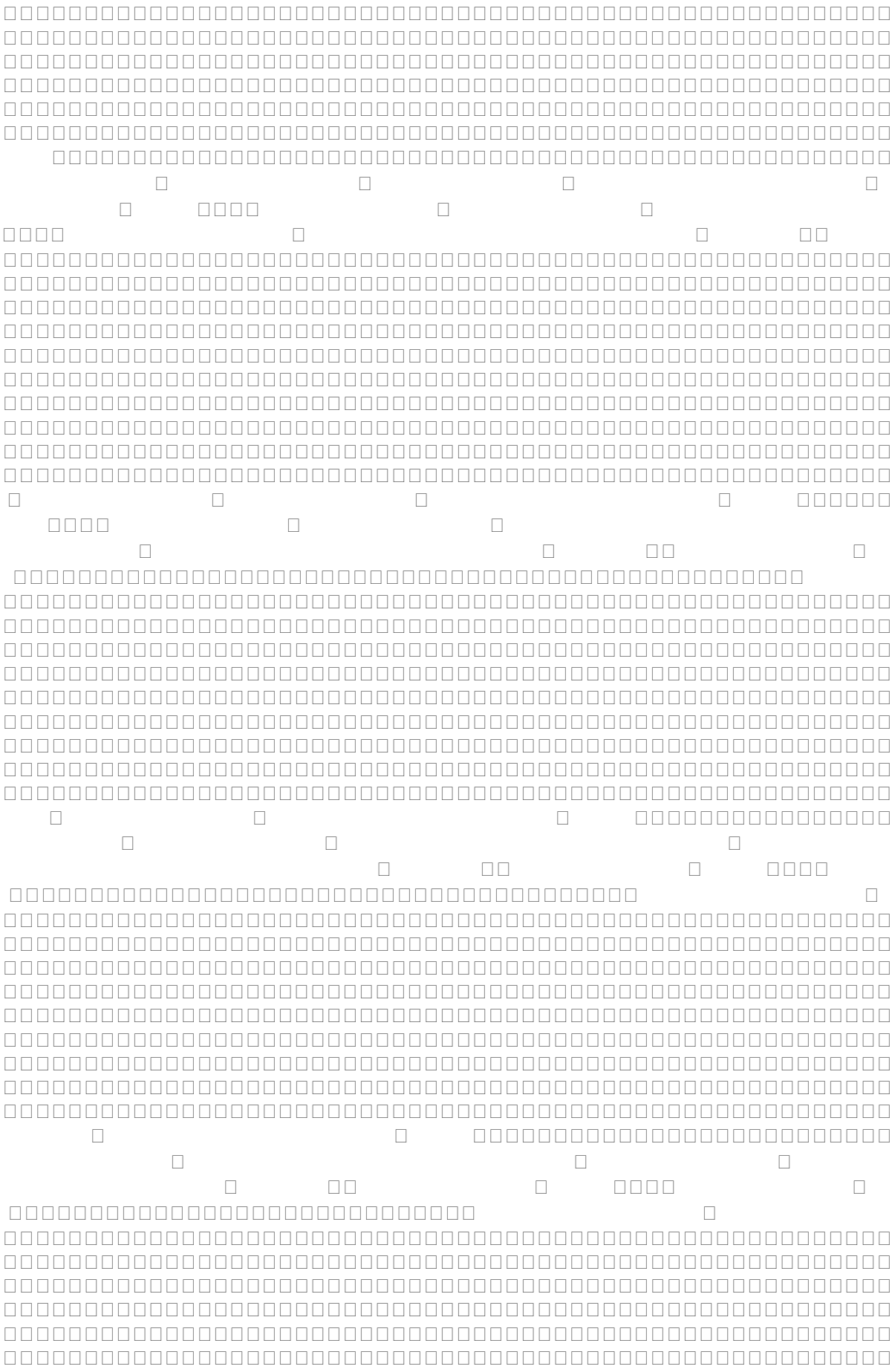
□ □ □□□□



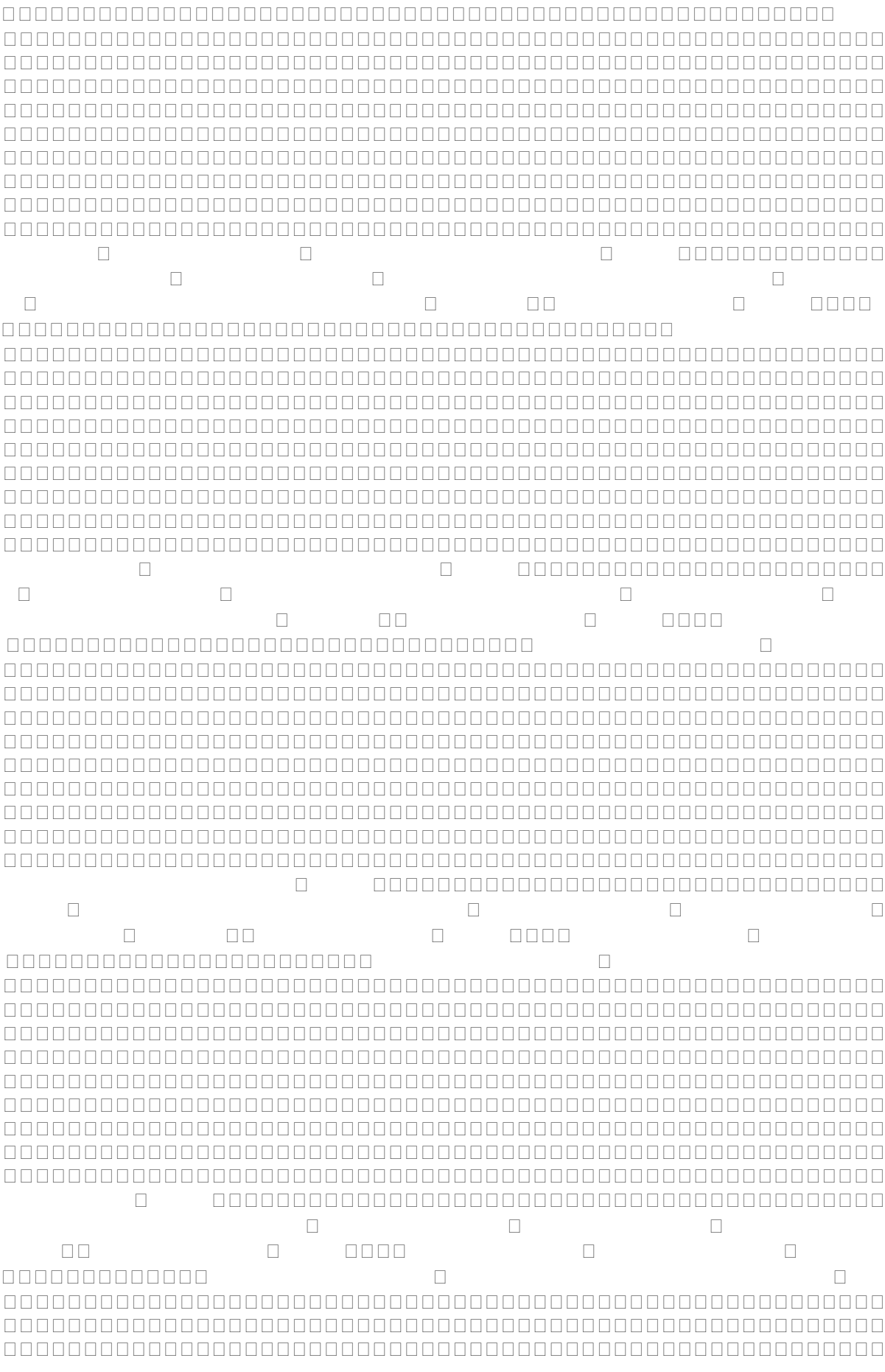


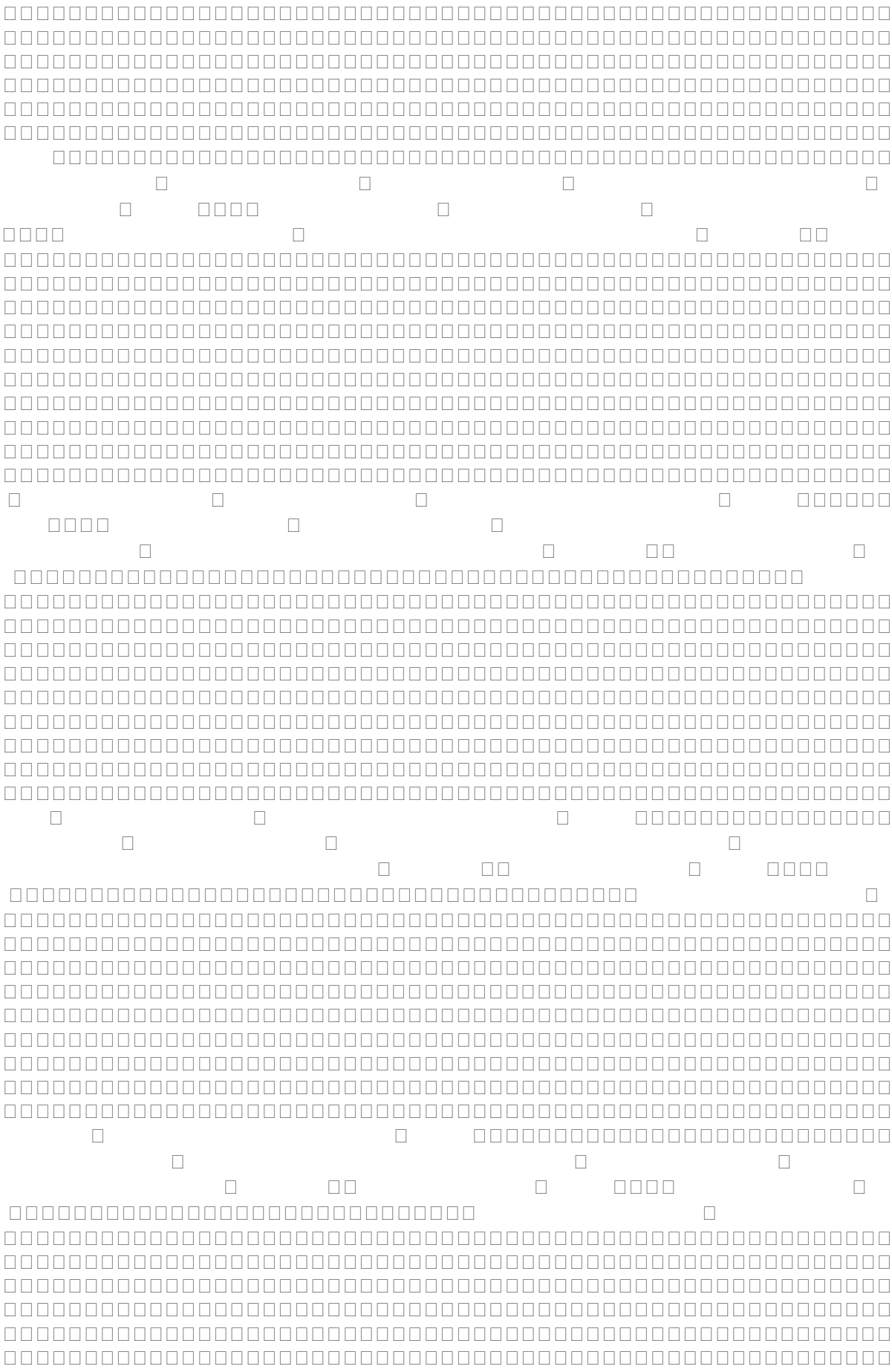
□ □ □□□□



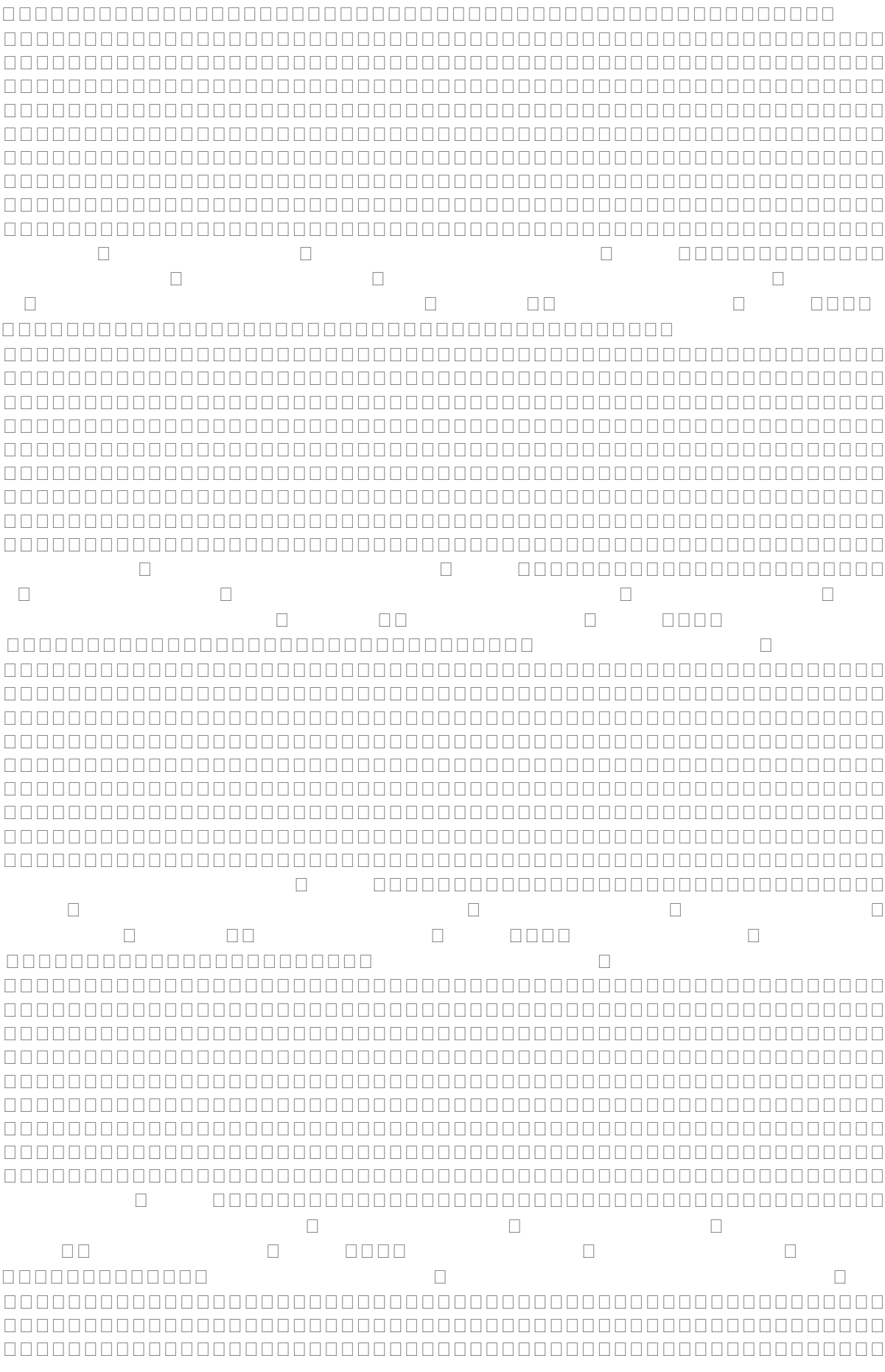


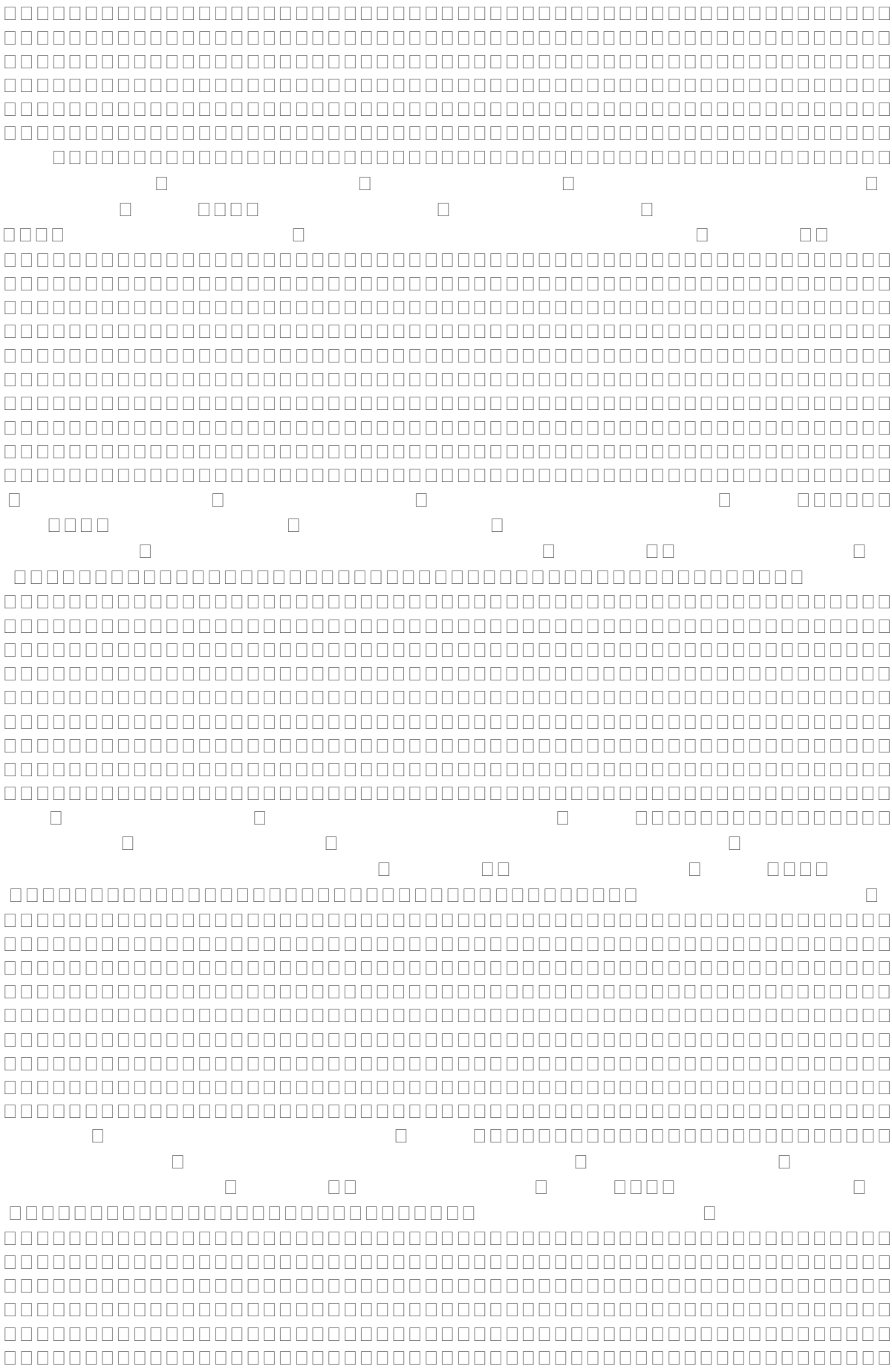
□ □ □□□□



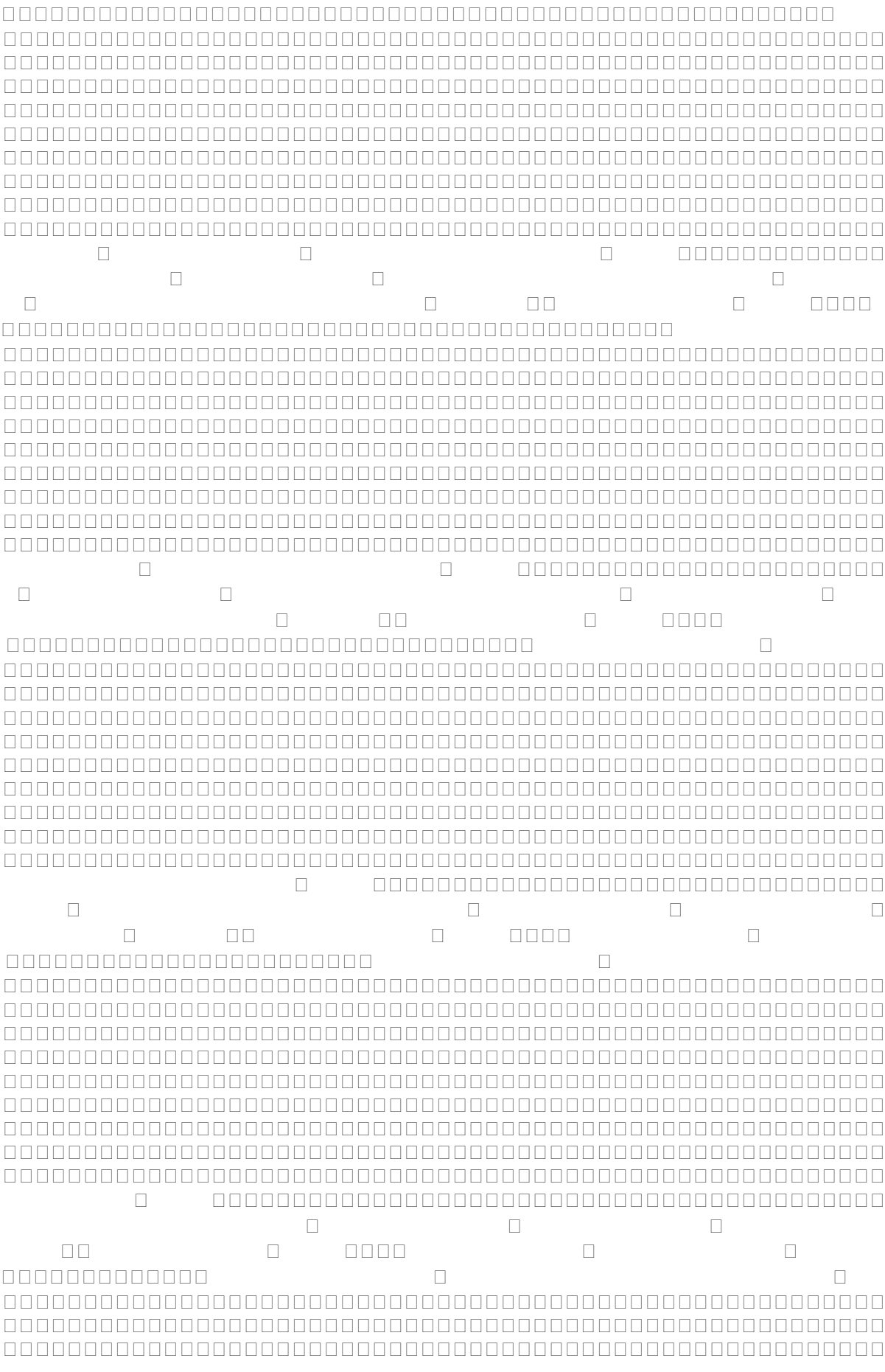


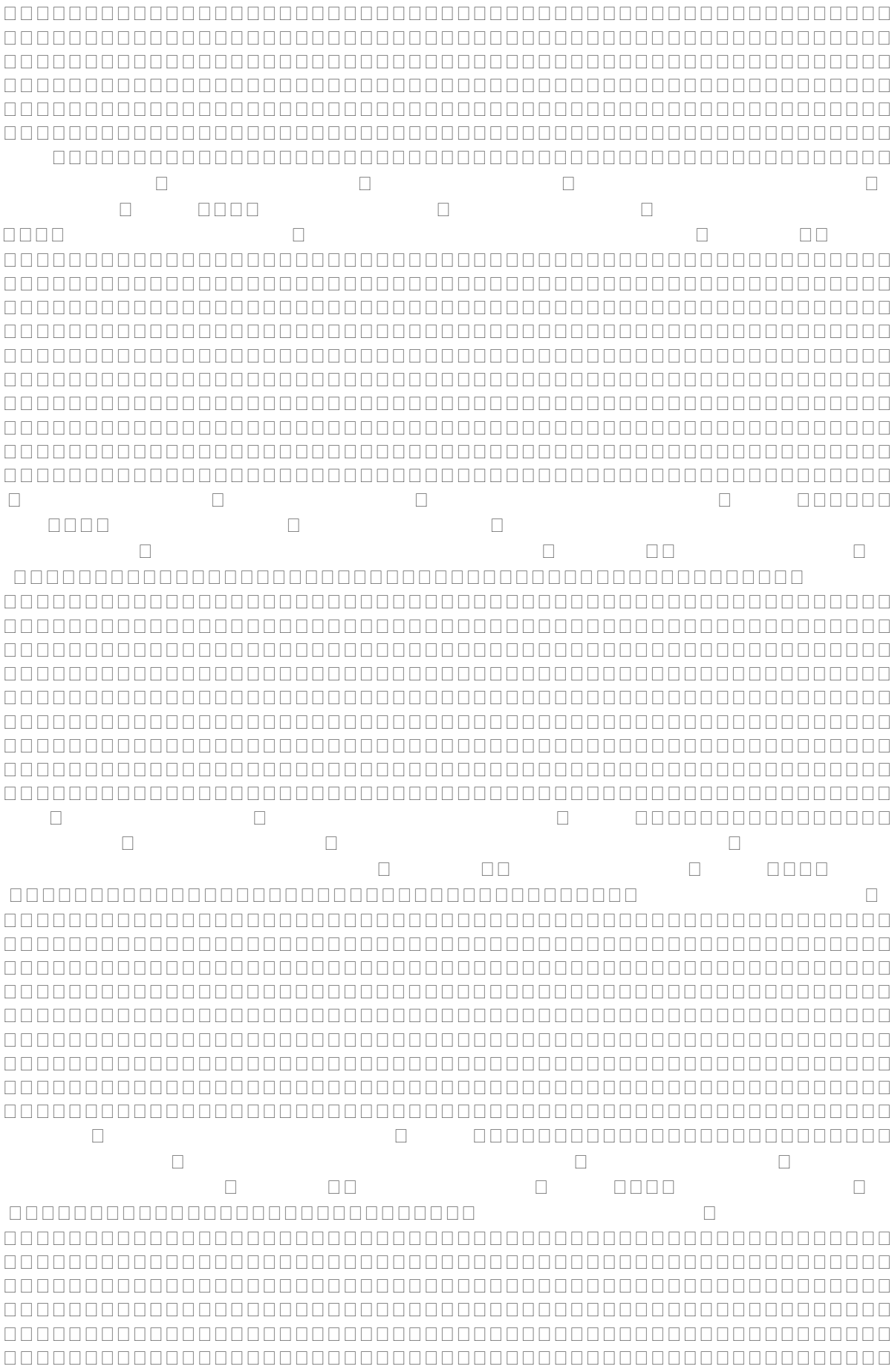
□ □ □□□□



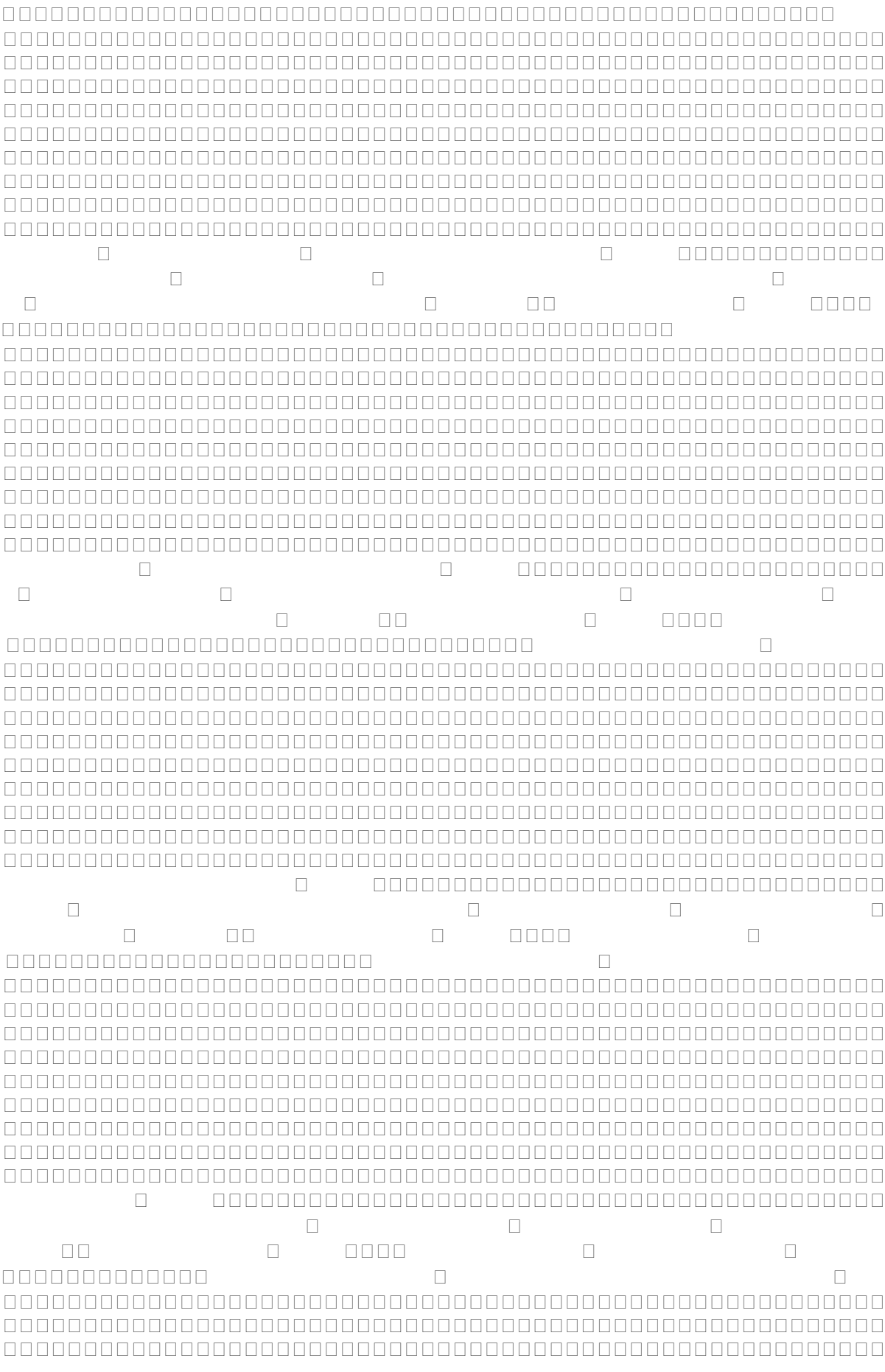


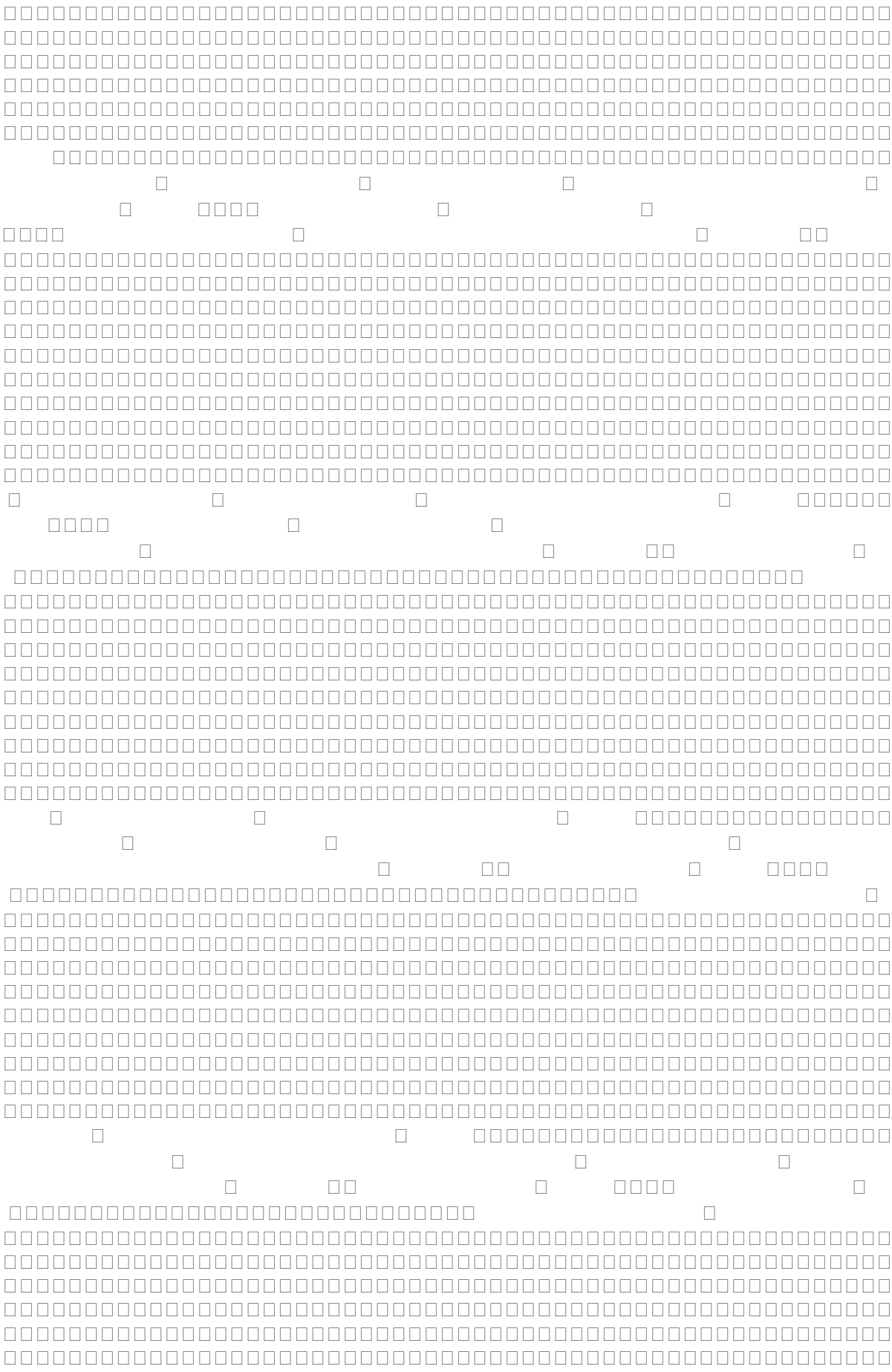
□ □ □□□□



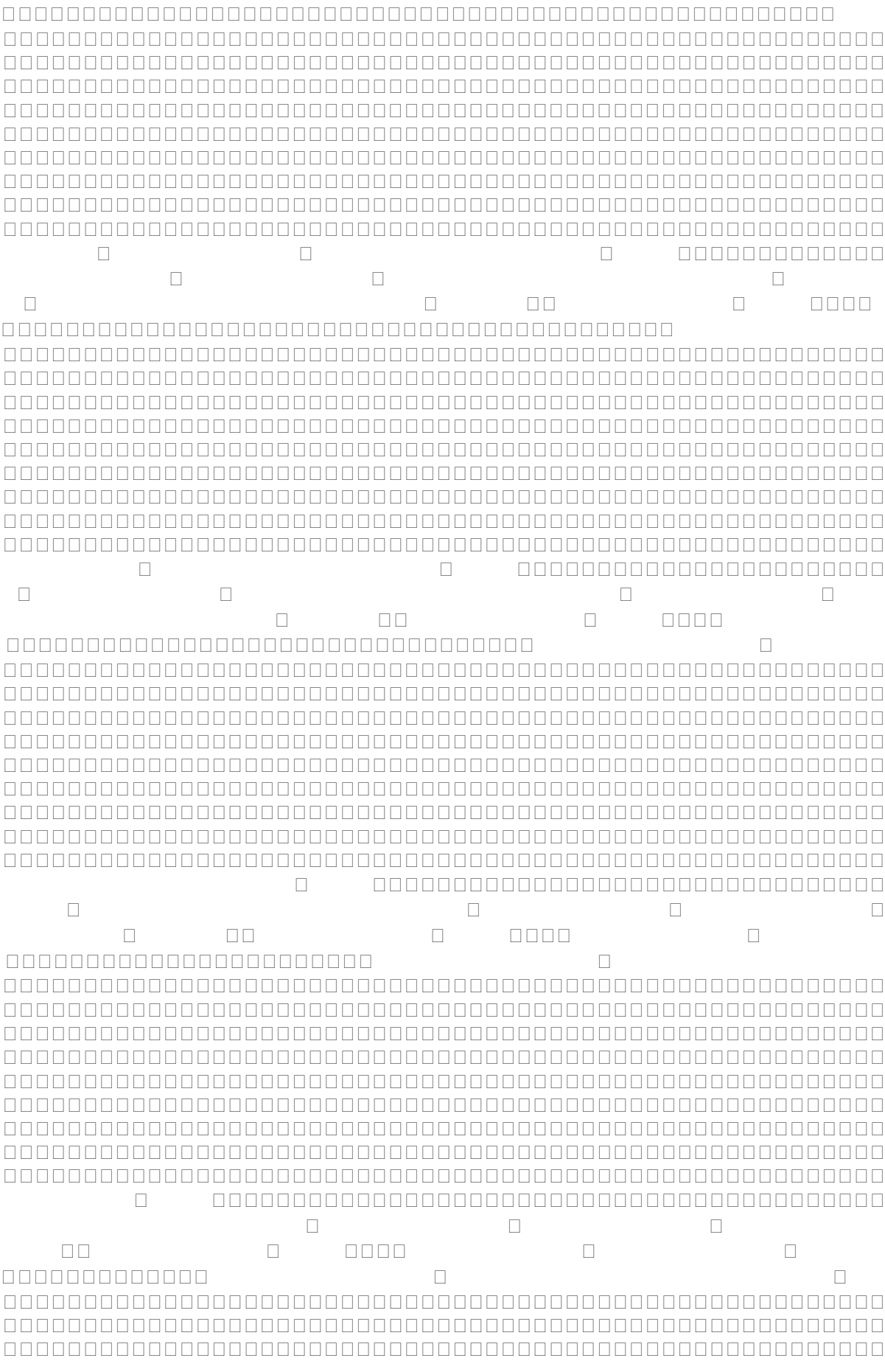


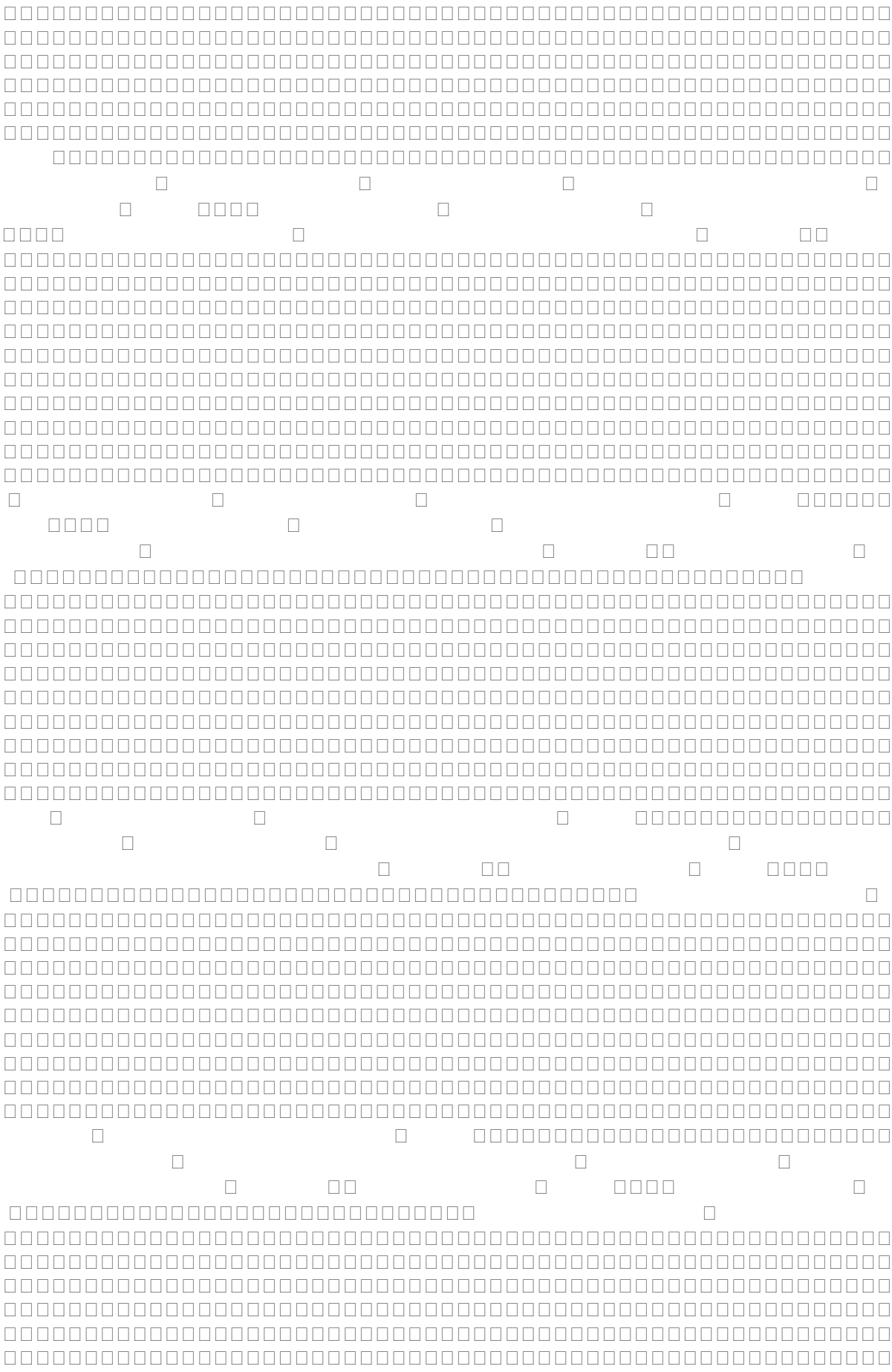
□ □ □□□□



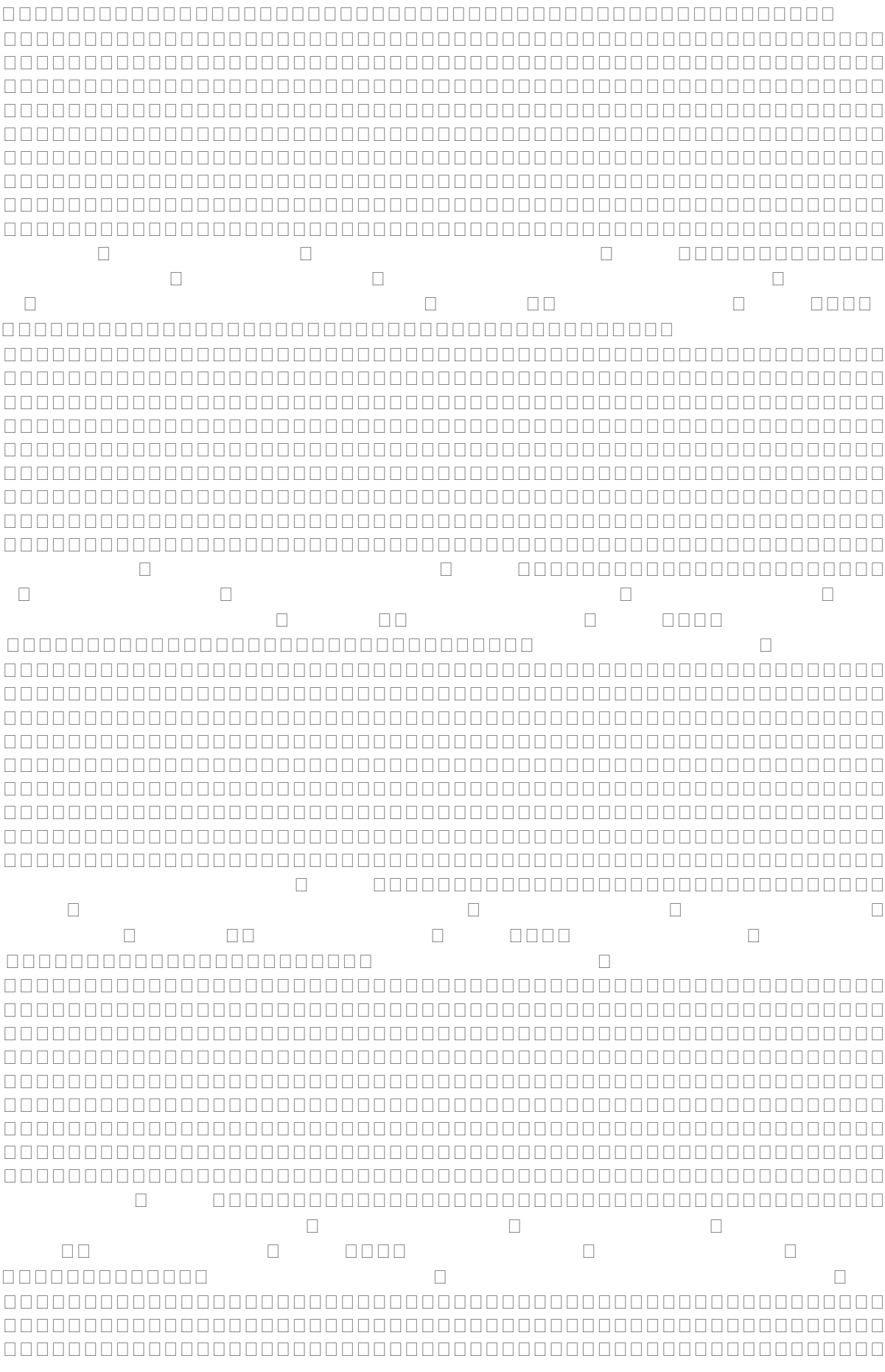


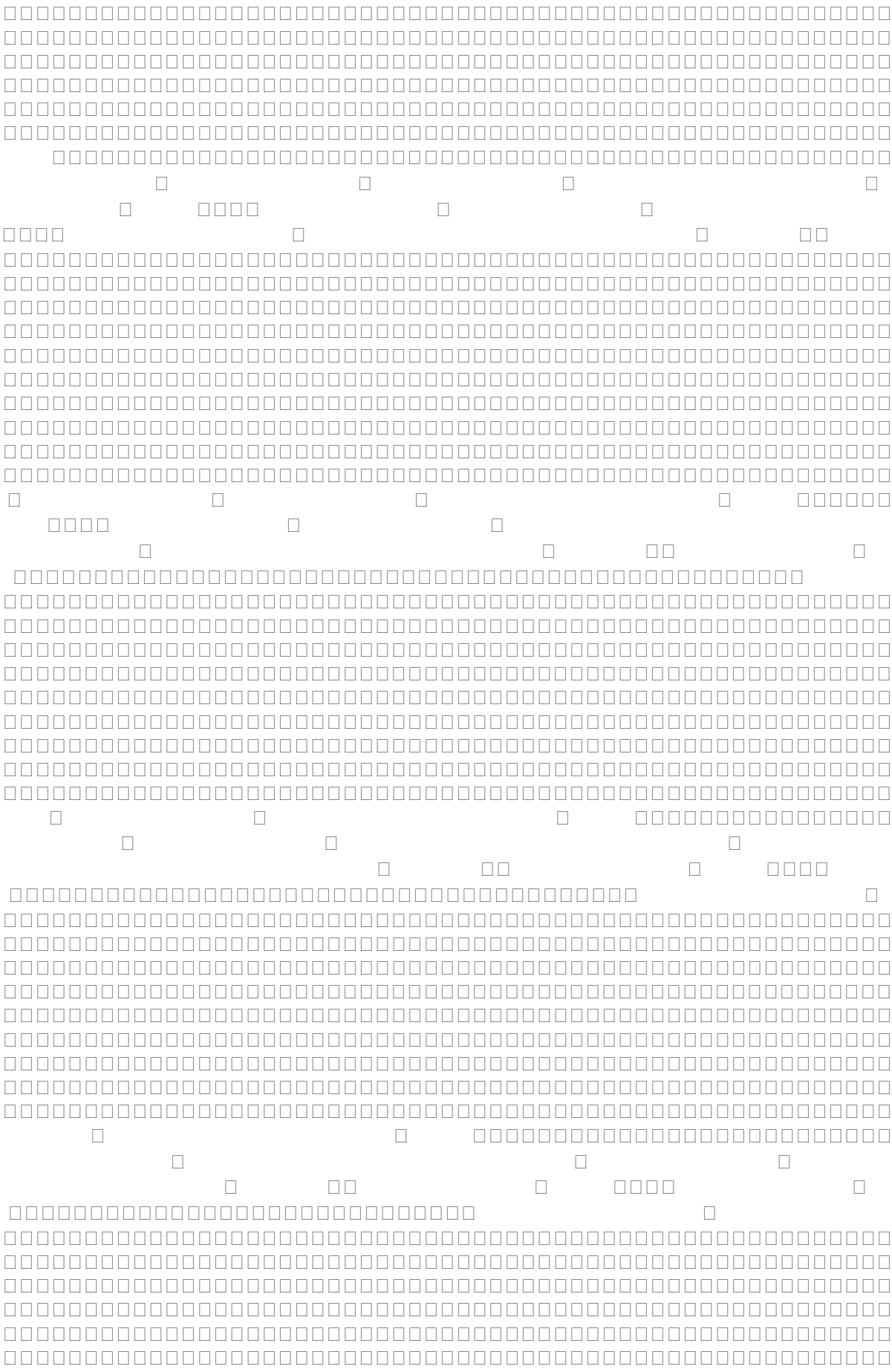
□ □ □□□□



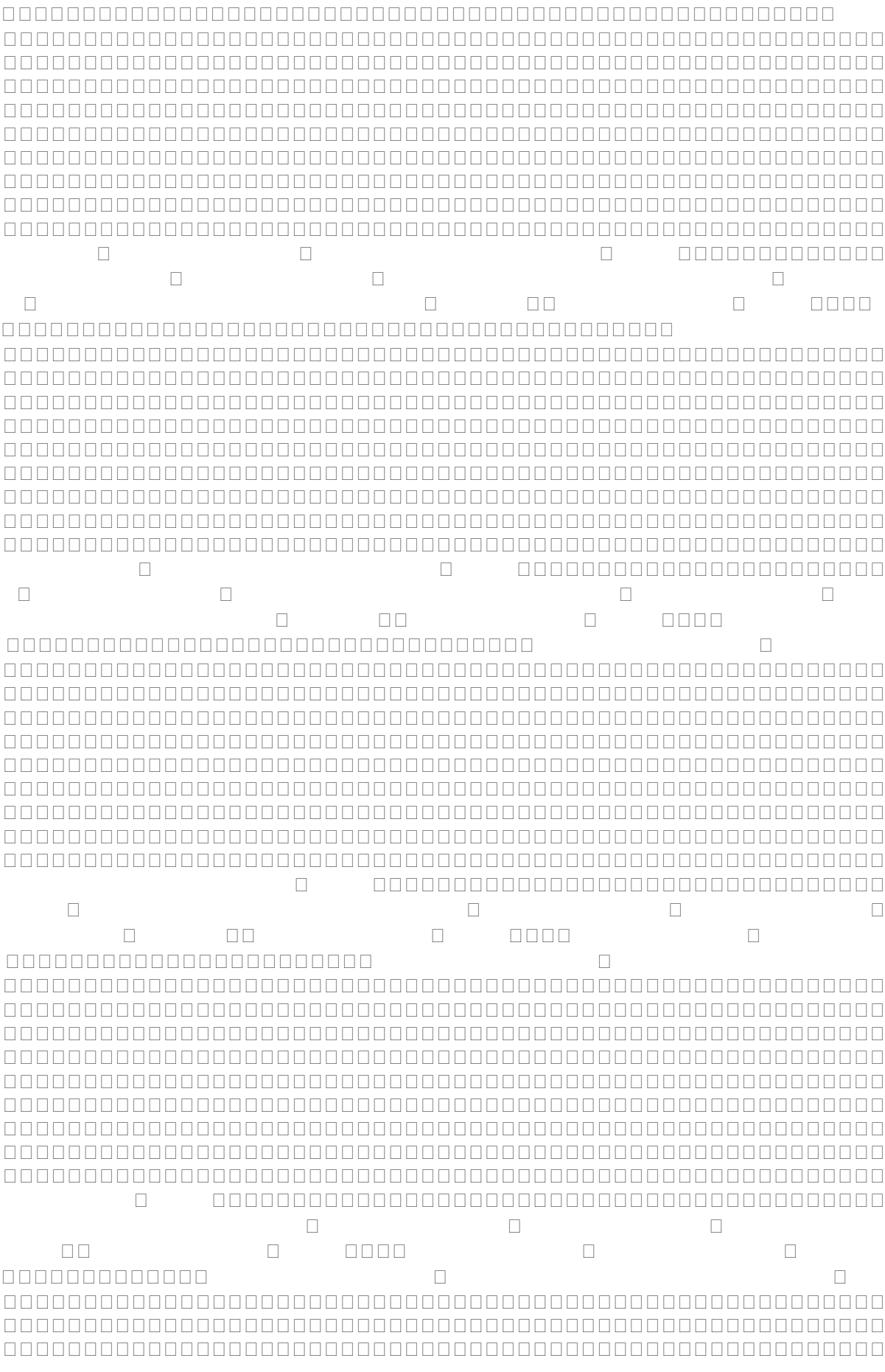


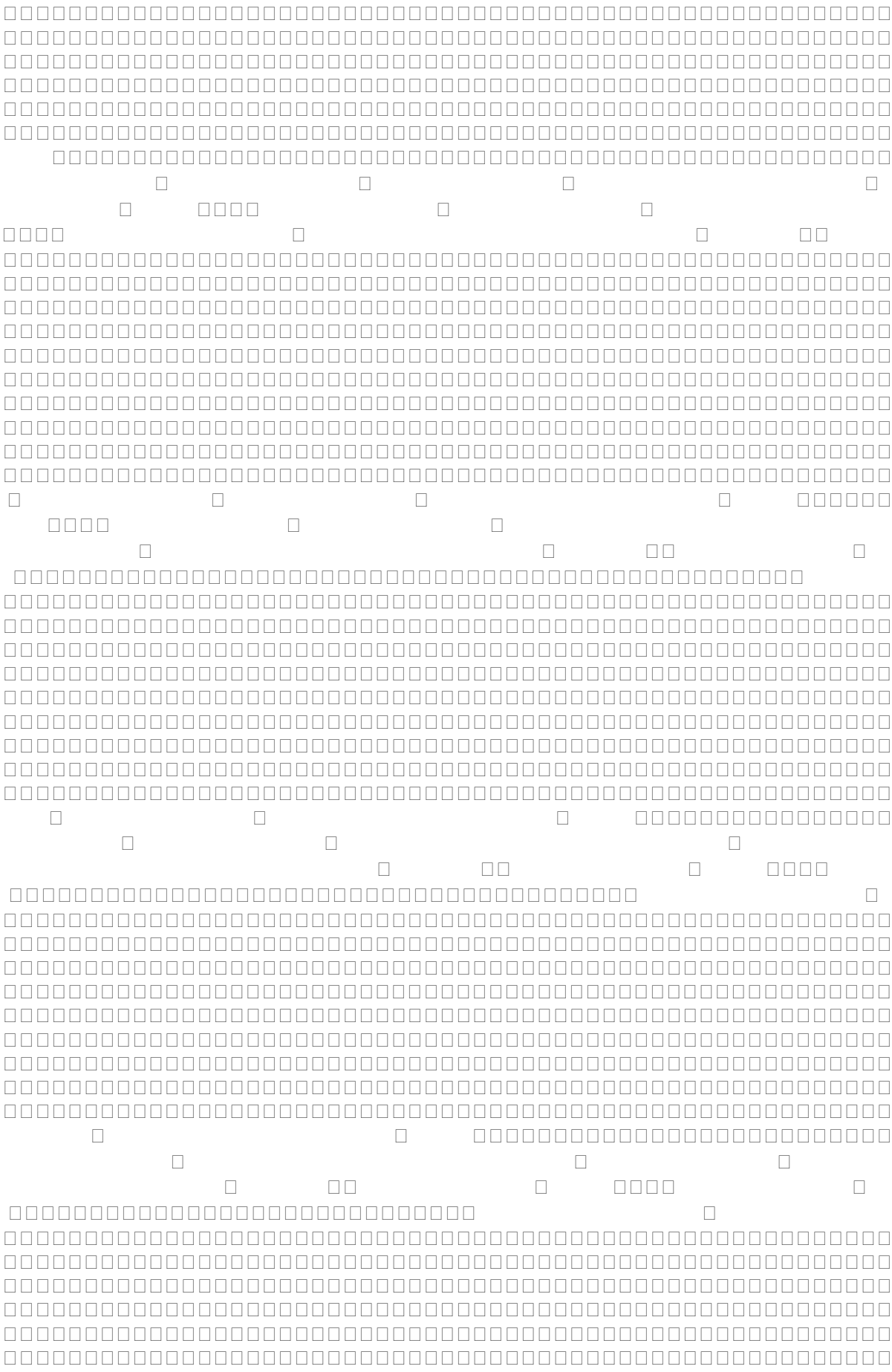
□ □ □□□□



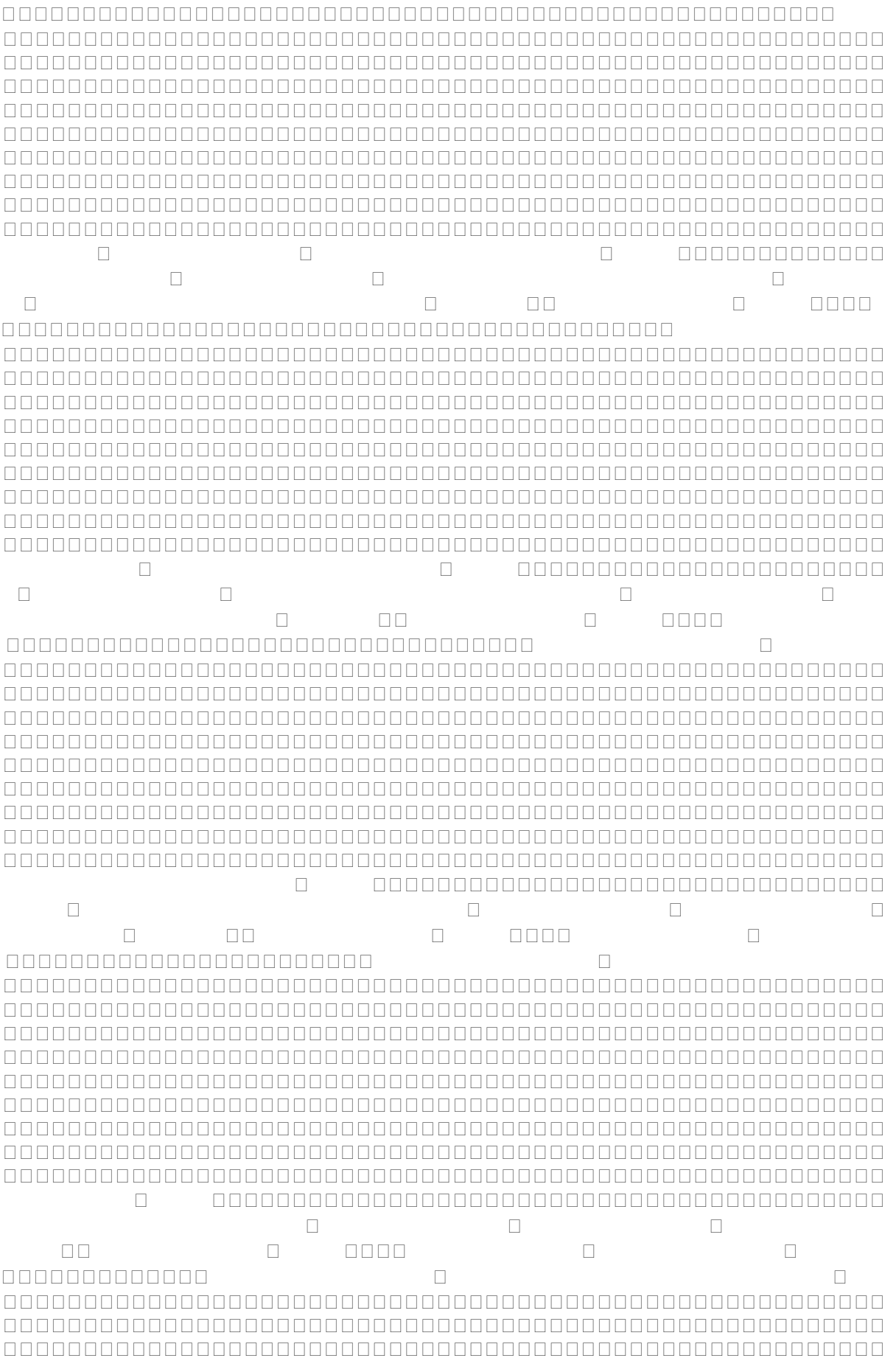


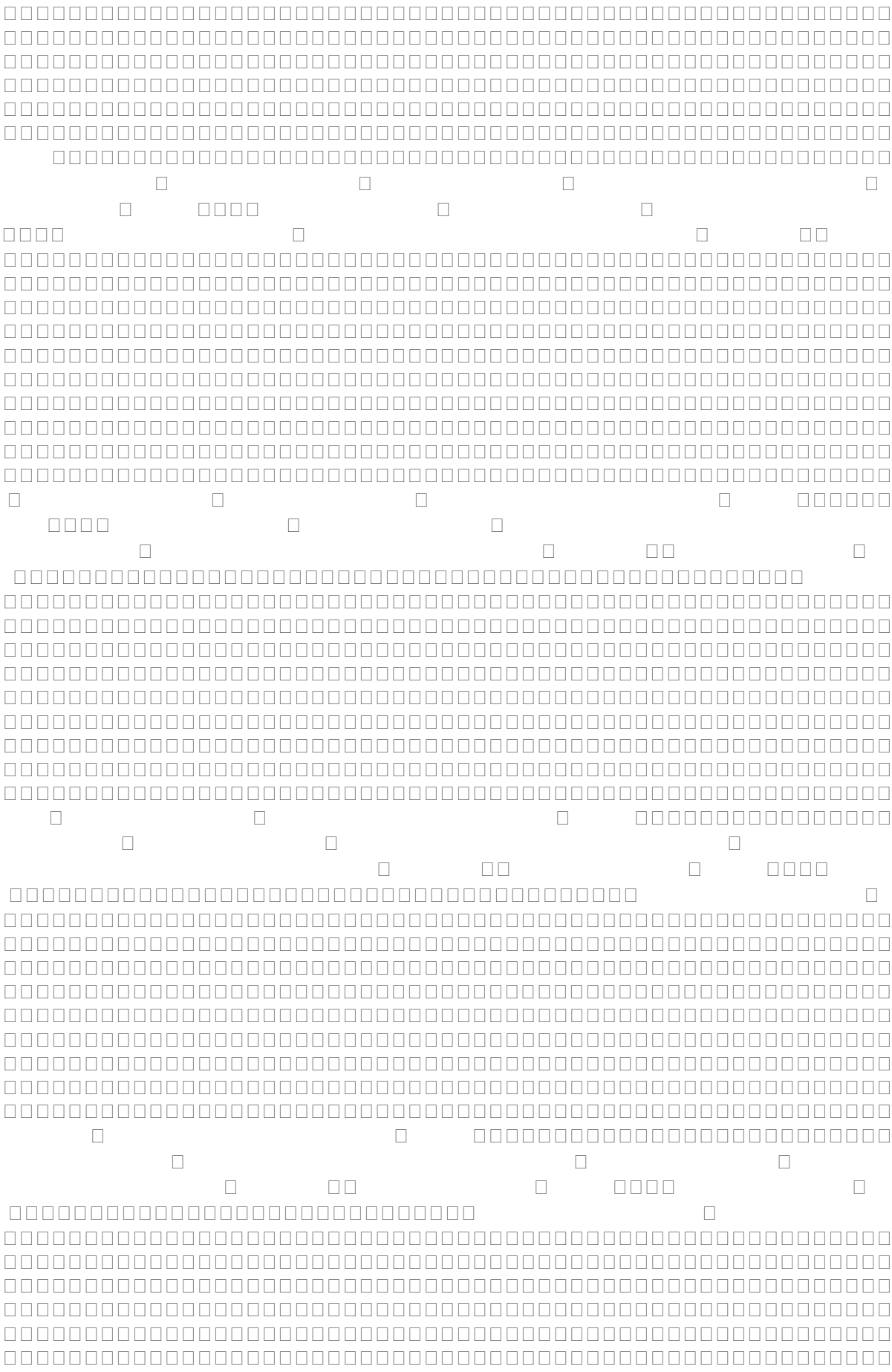
□ □ □□□□



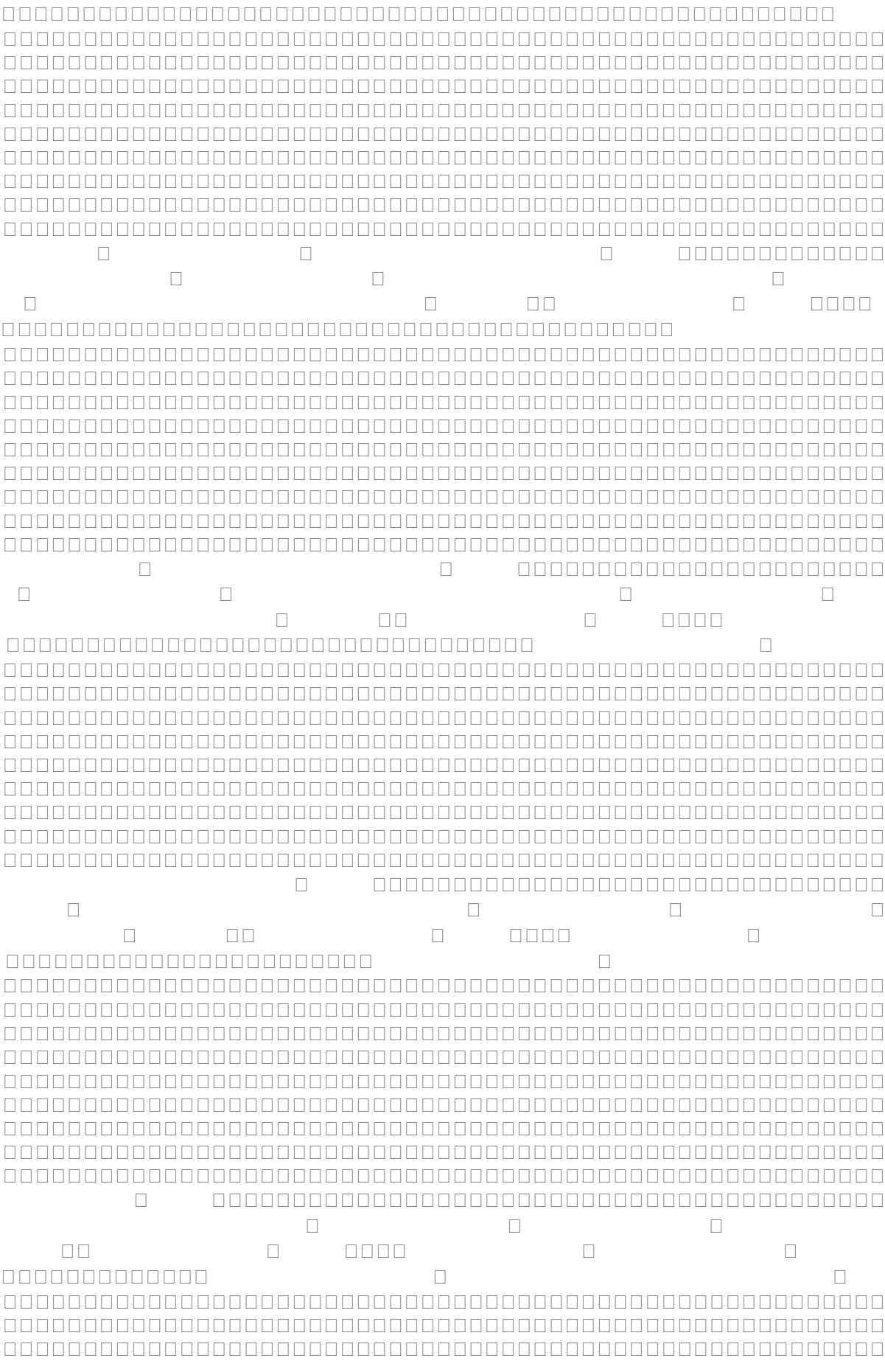


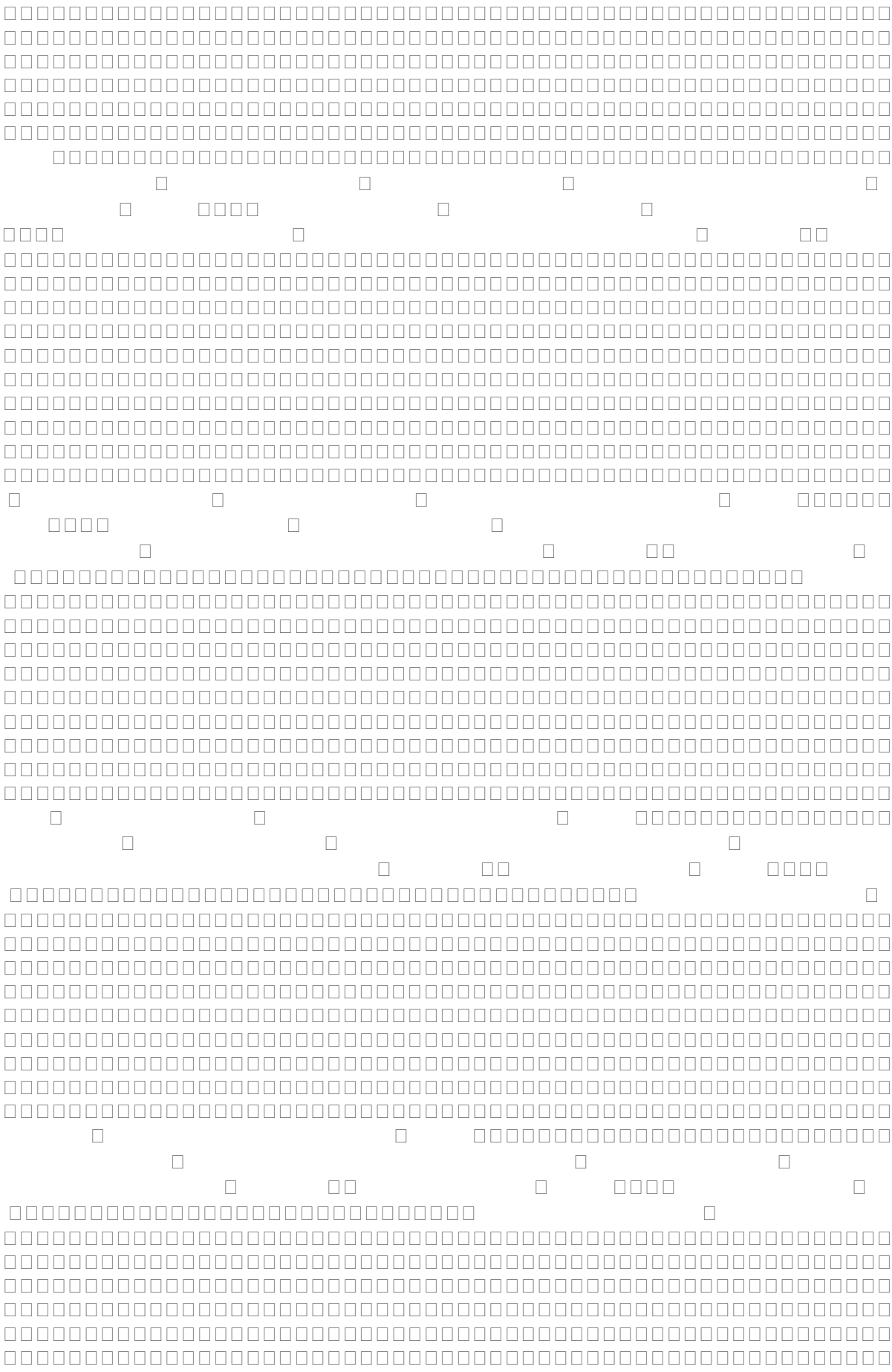
□ □ □□□□



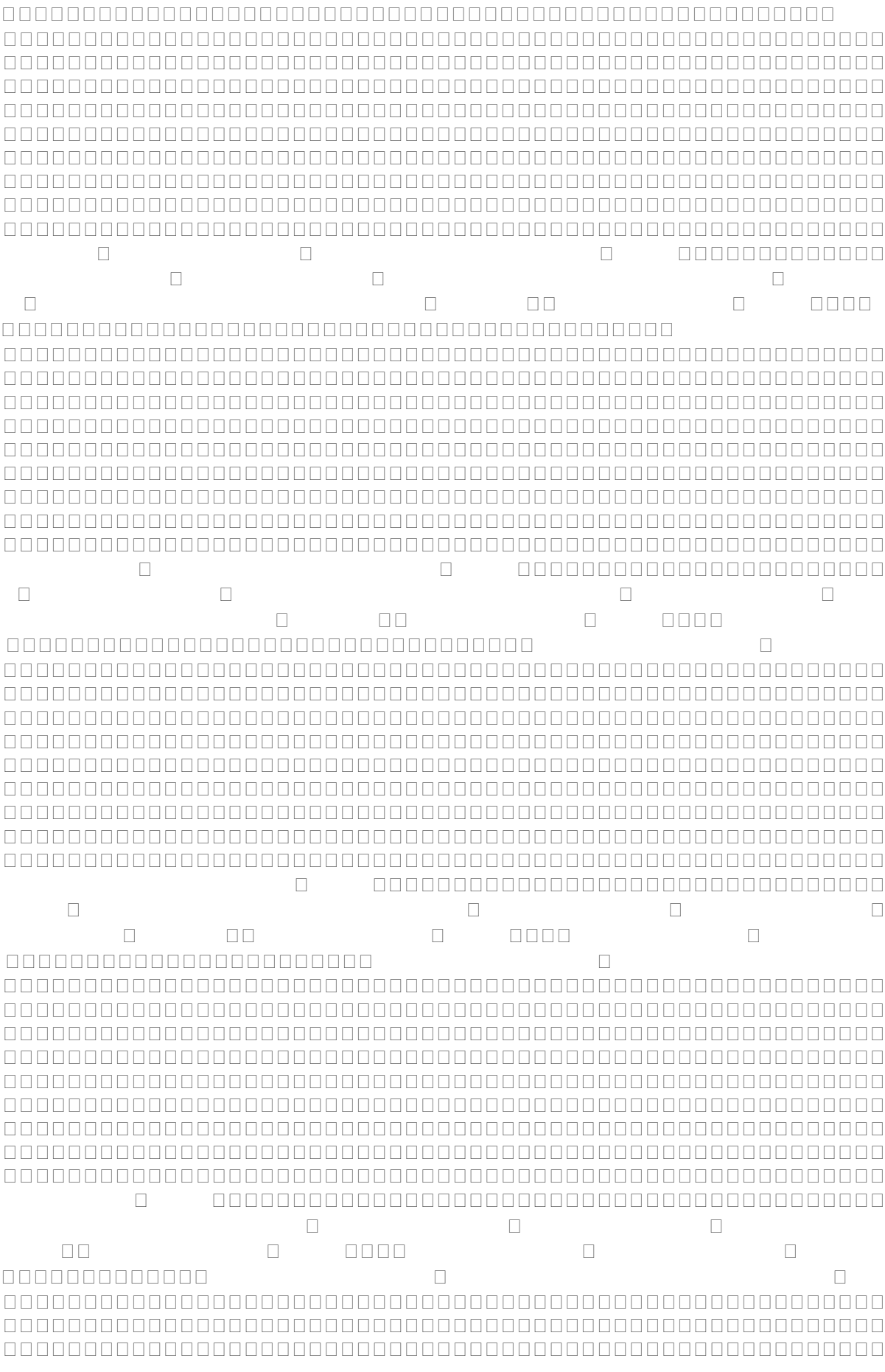


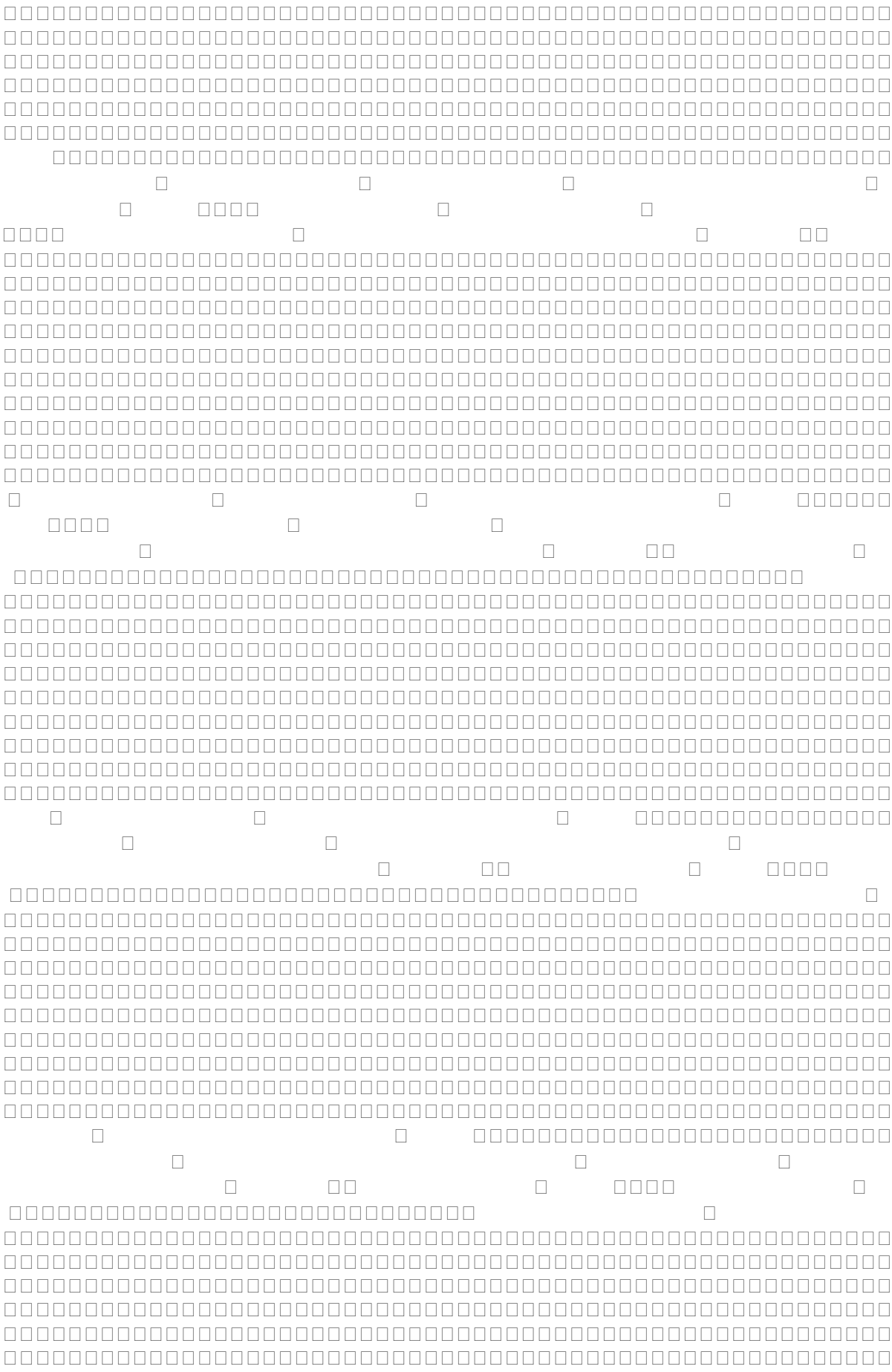
□ □ □□□□



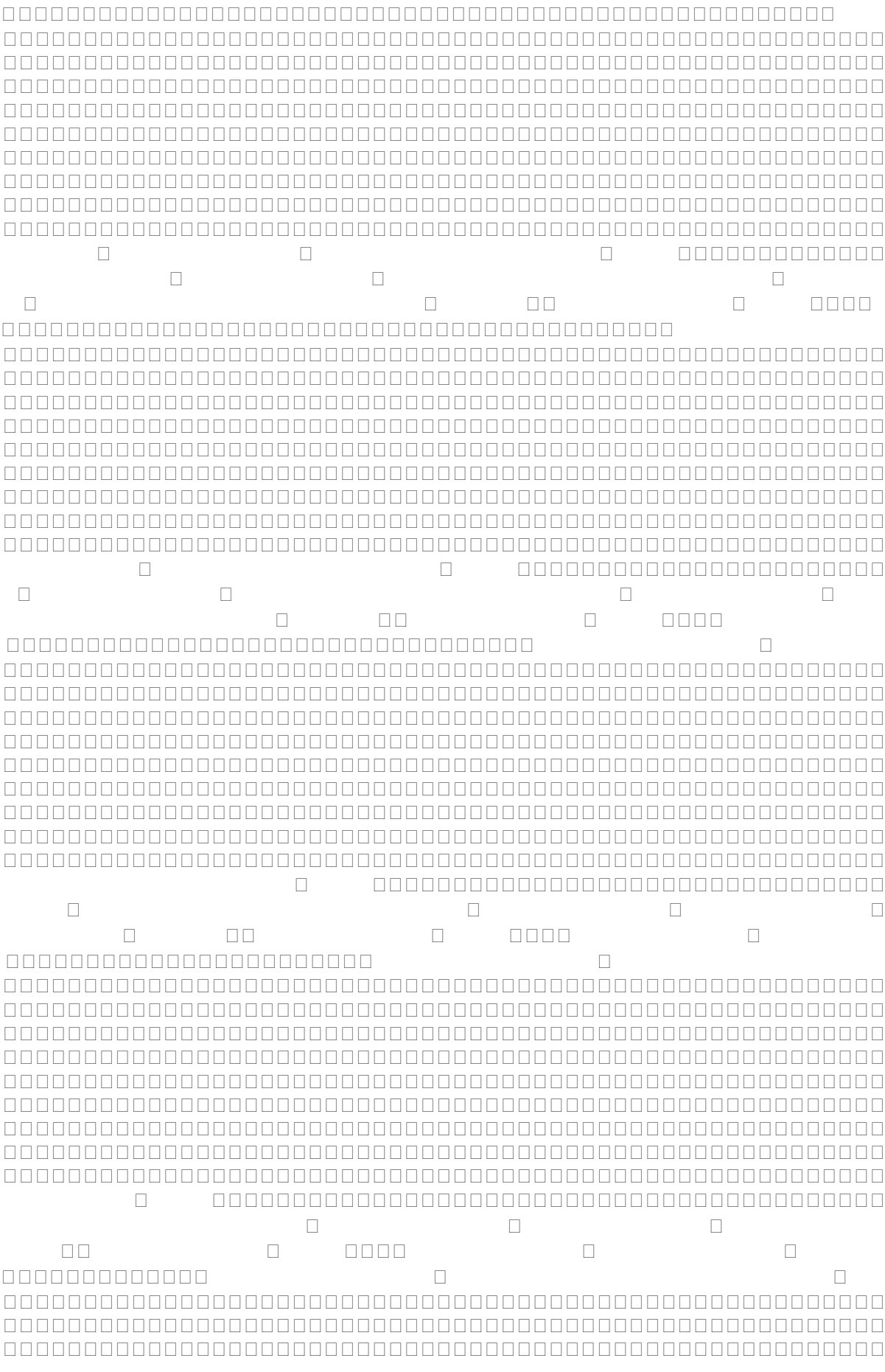


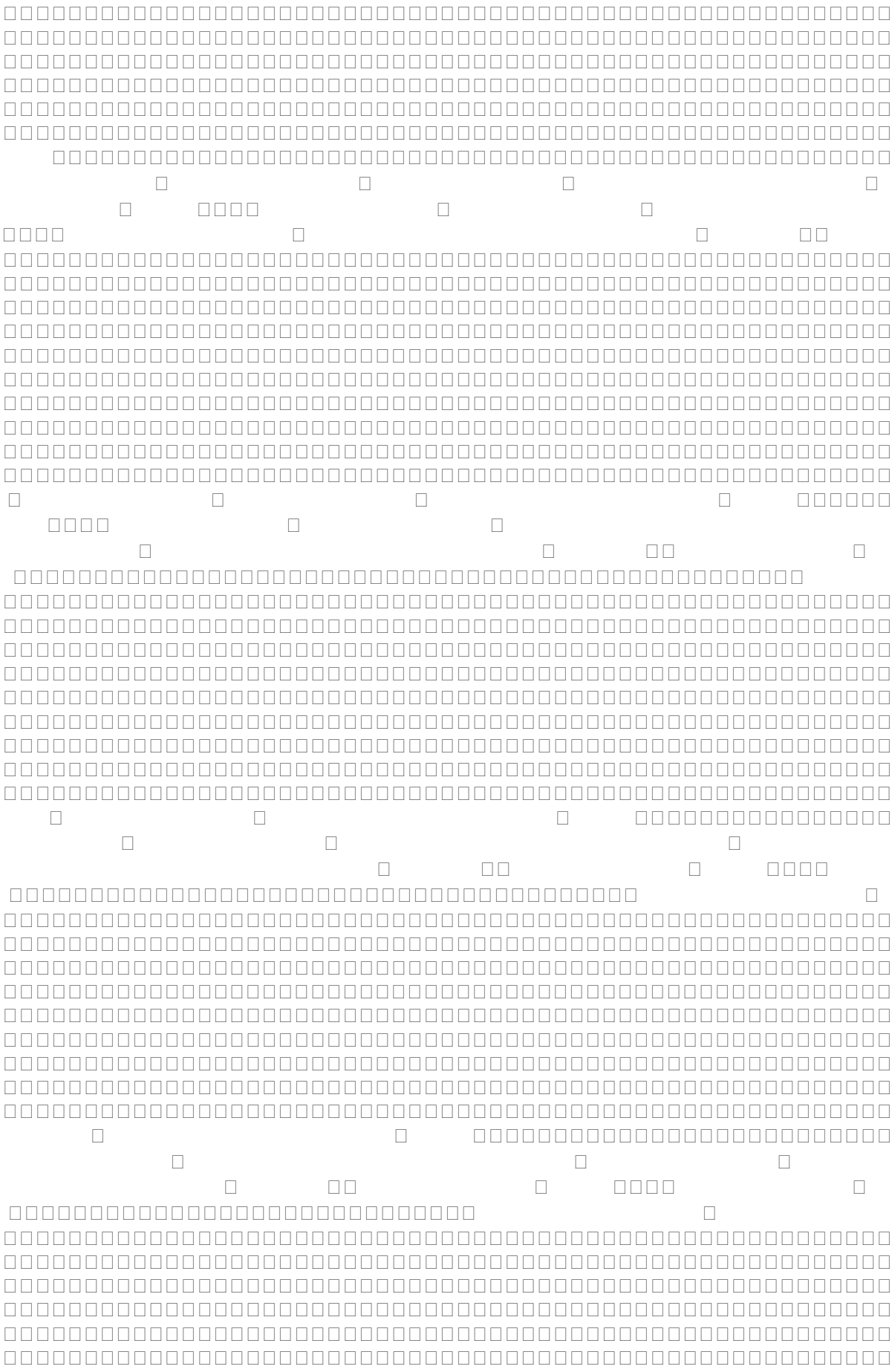
□ □ □□□□



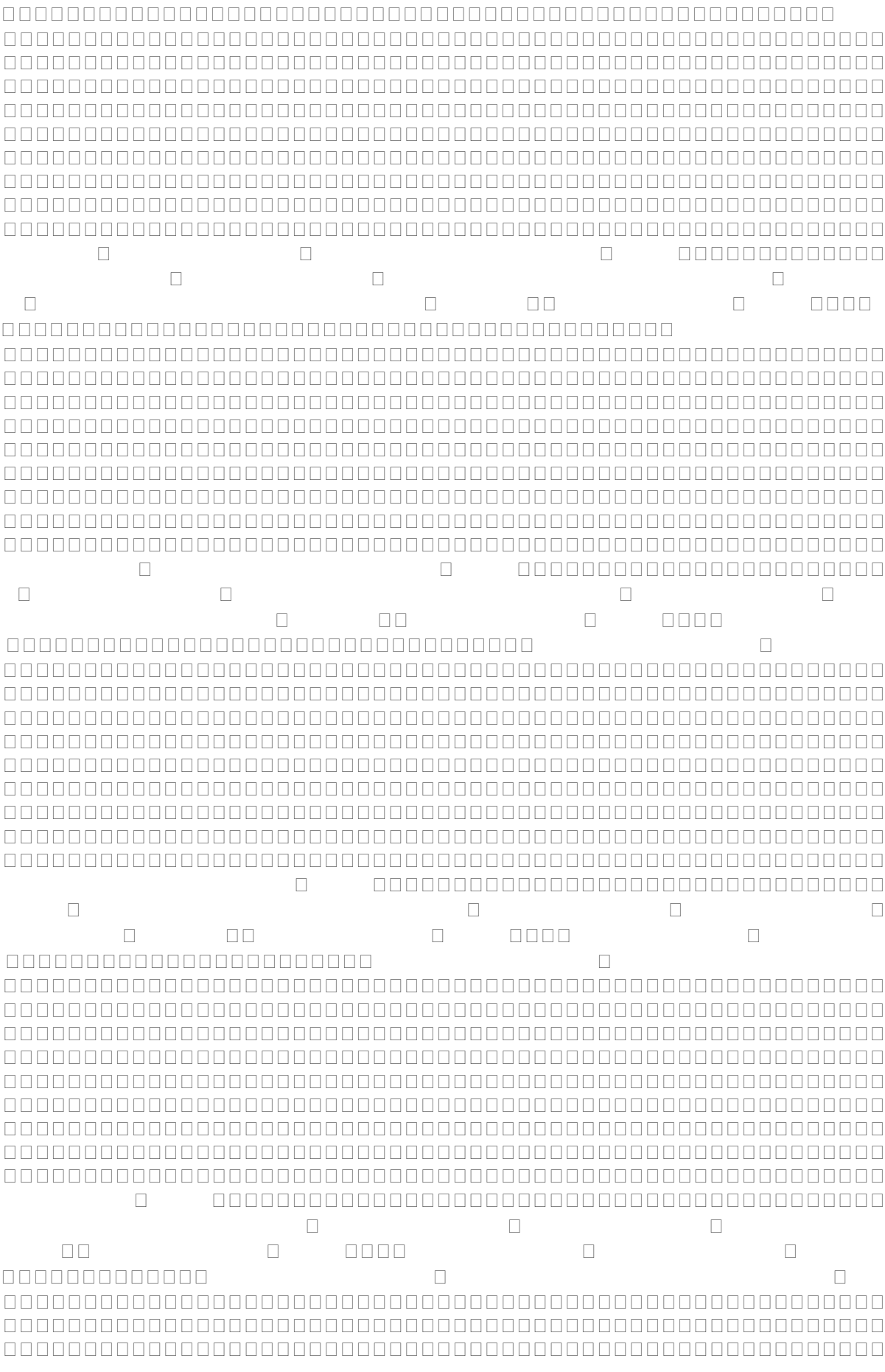


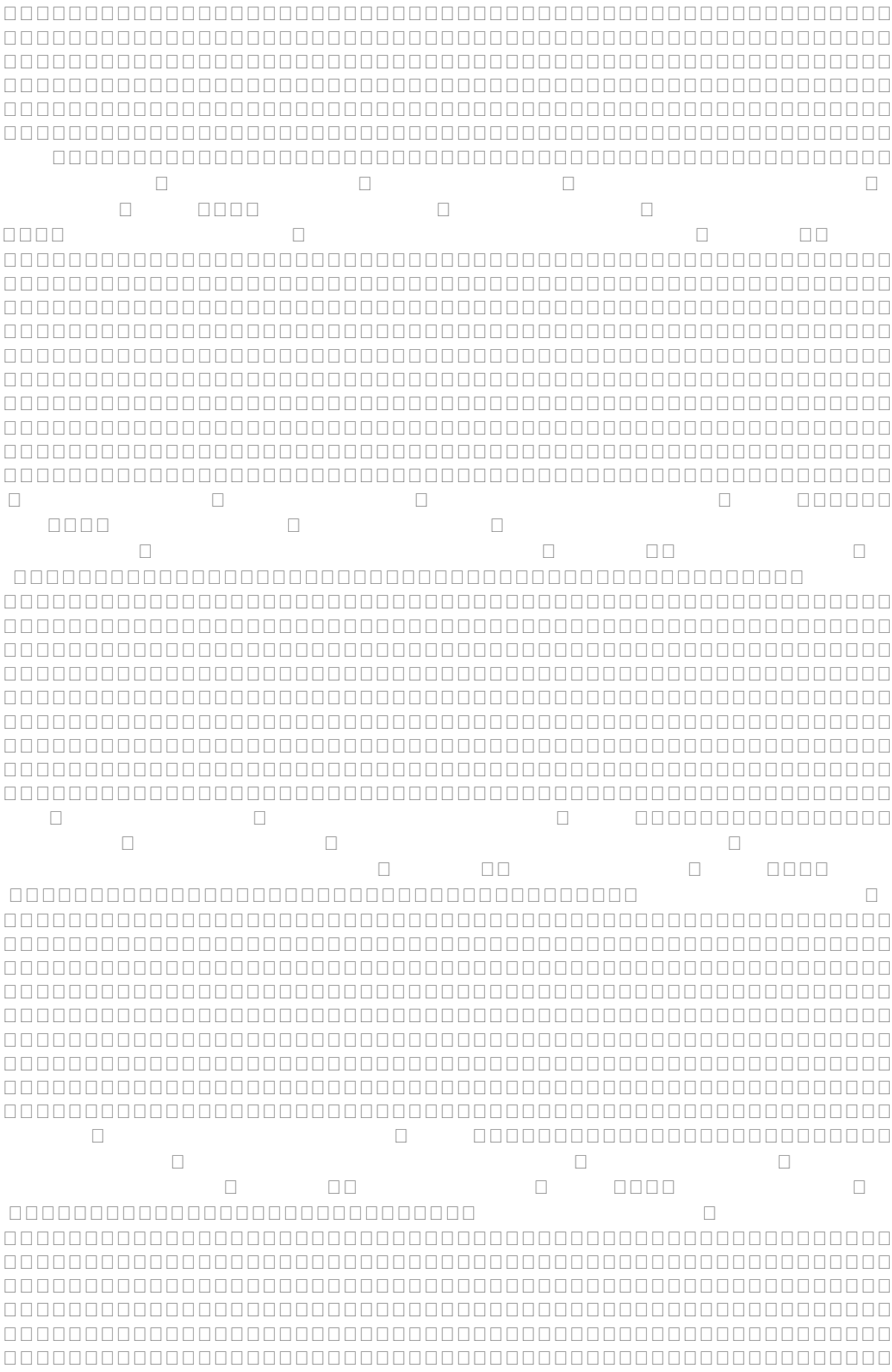
□ □ □□□□



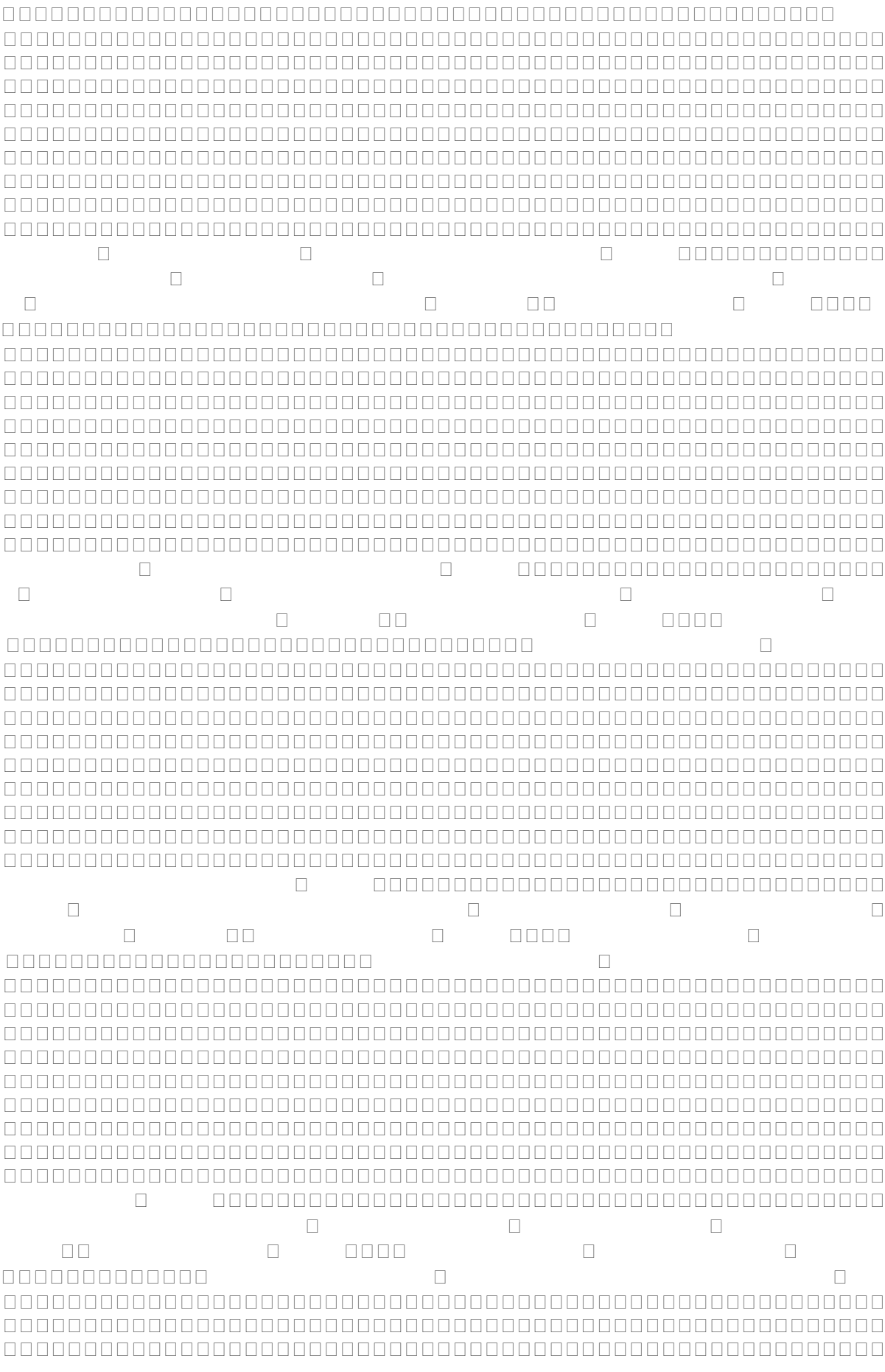


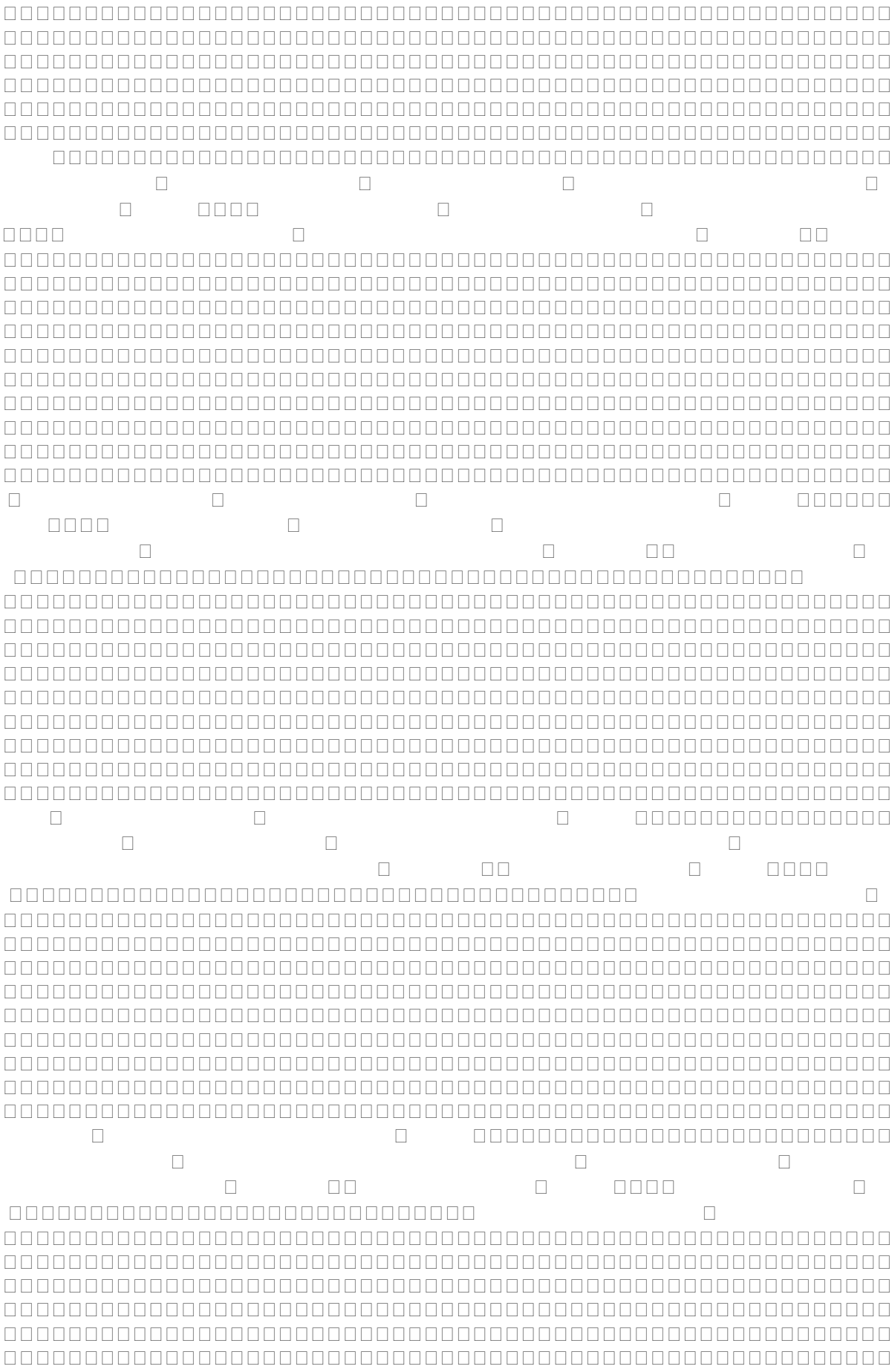
□ □ □□□□



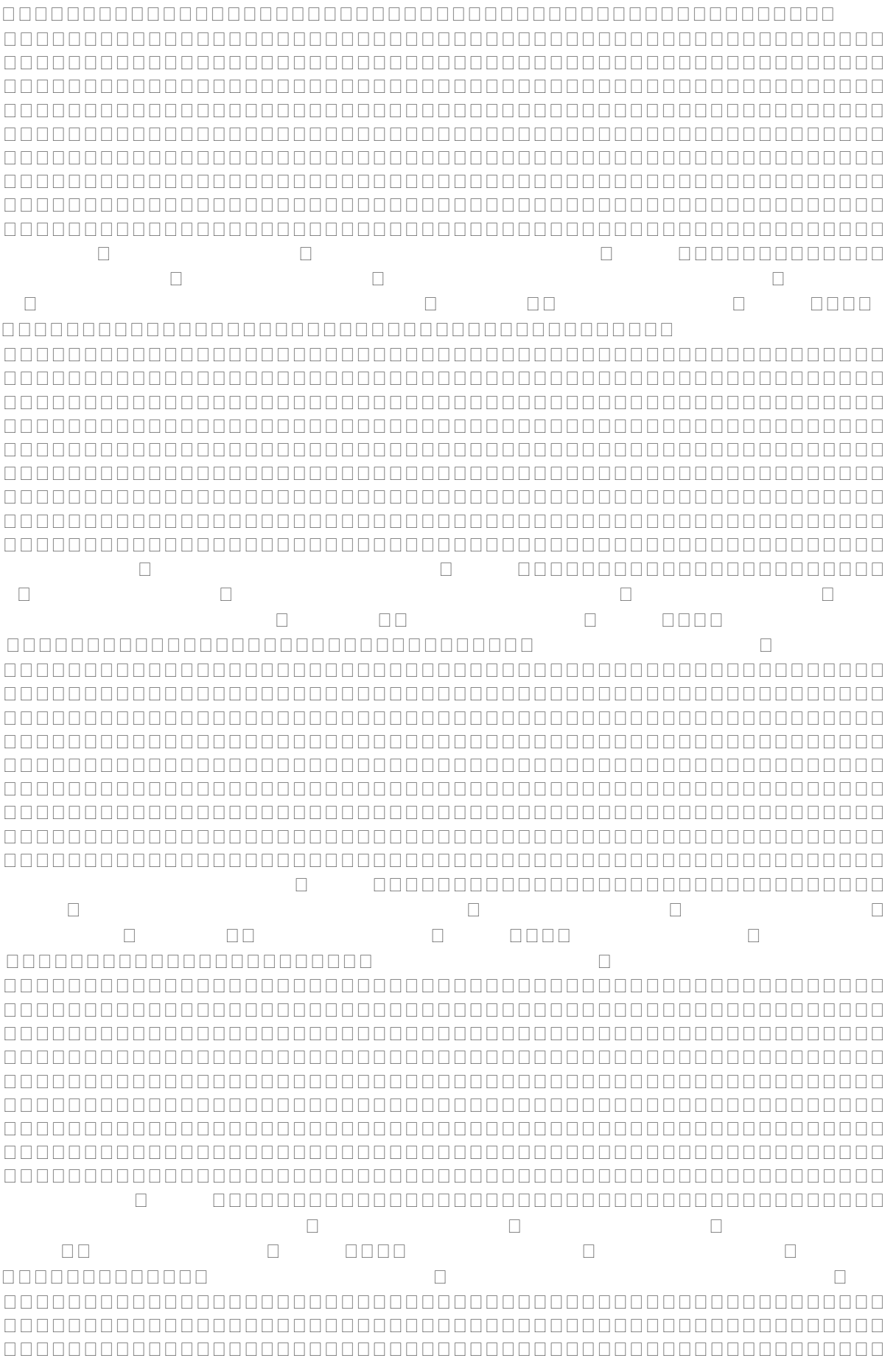


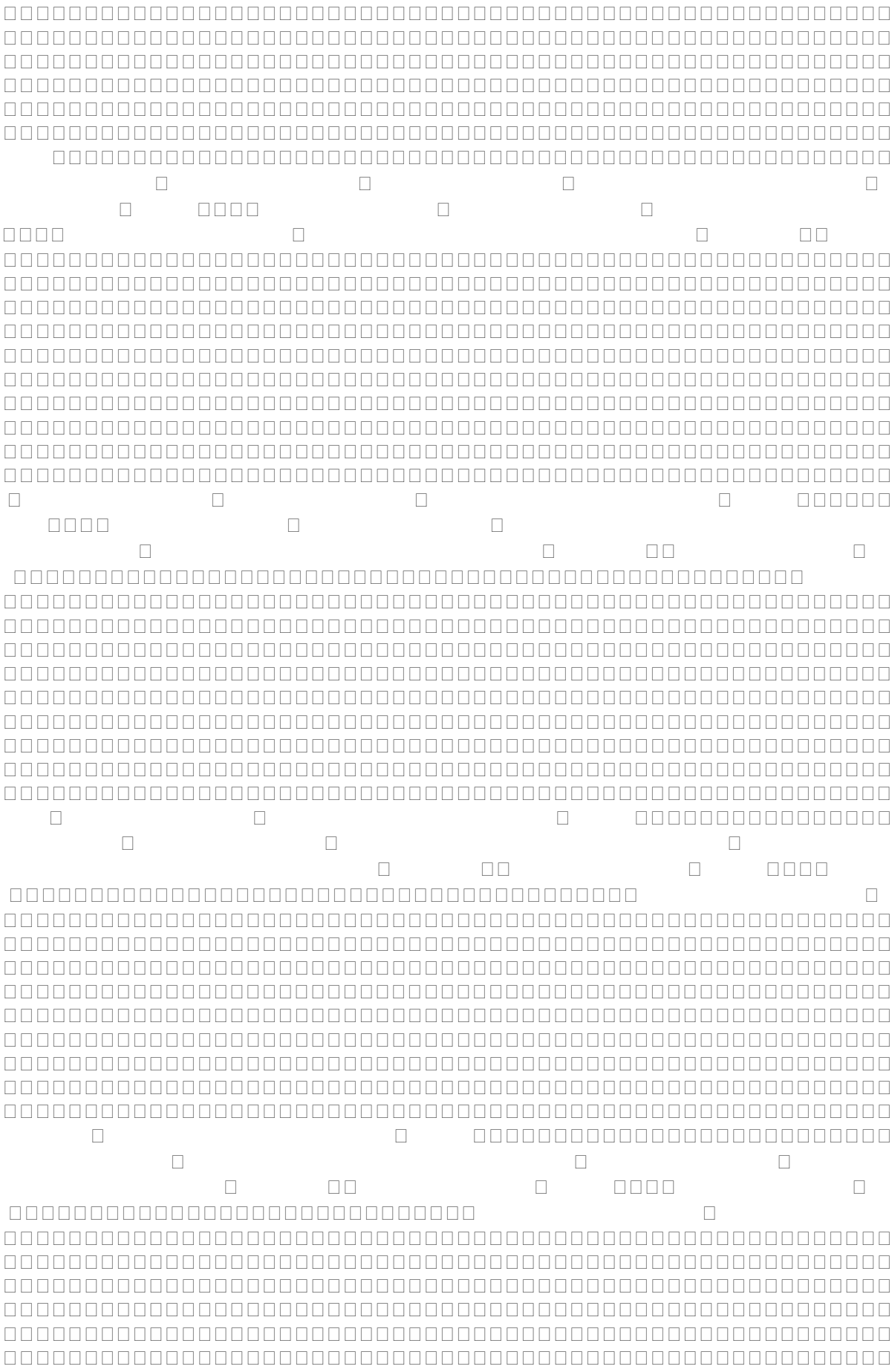
□ □ □□□□



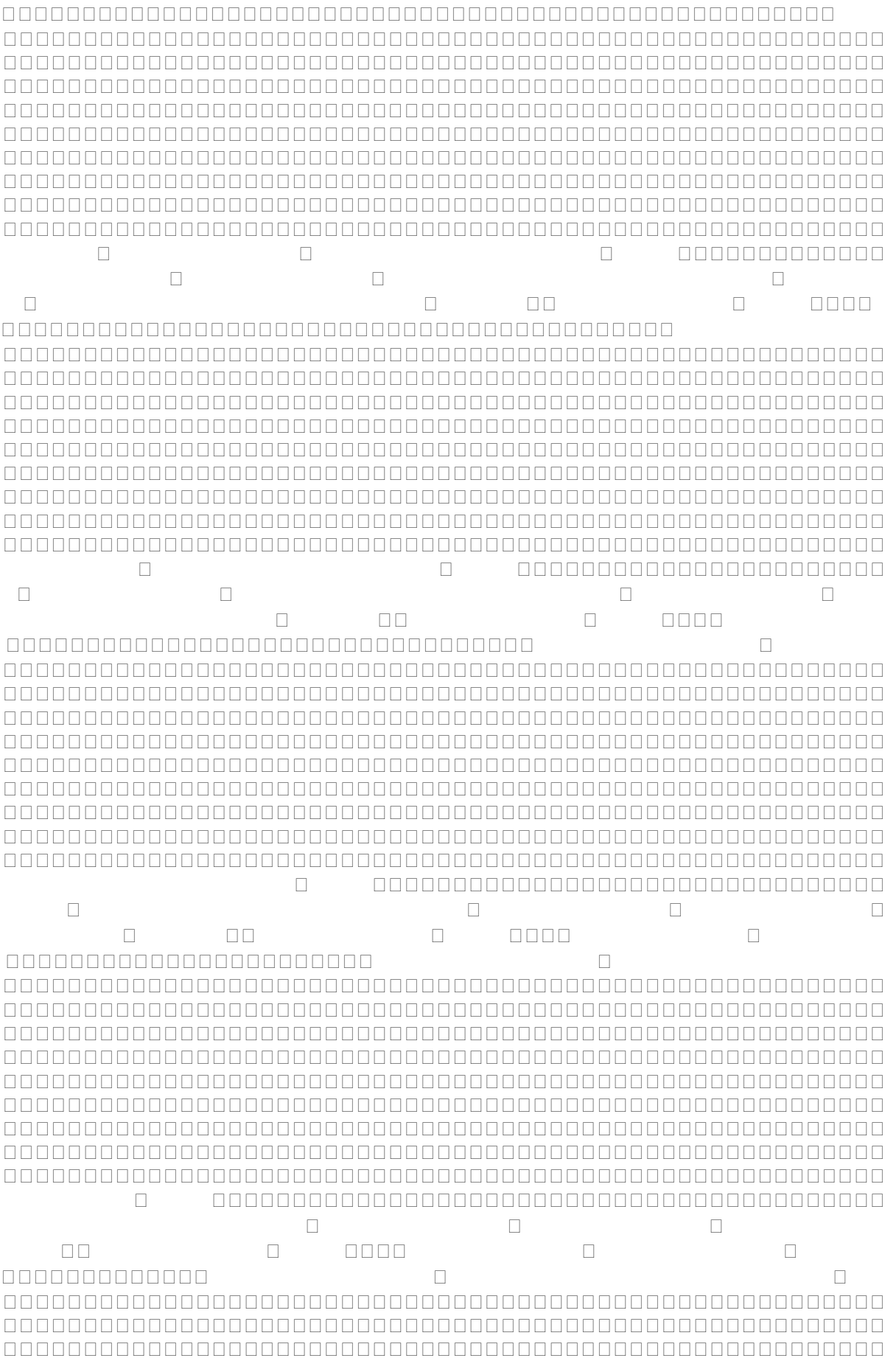


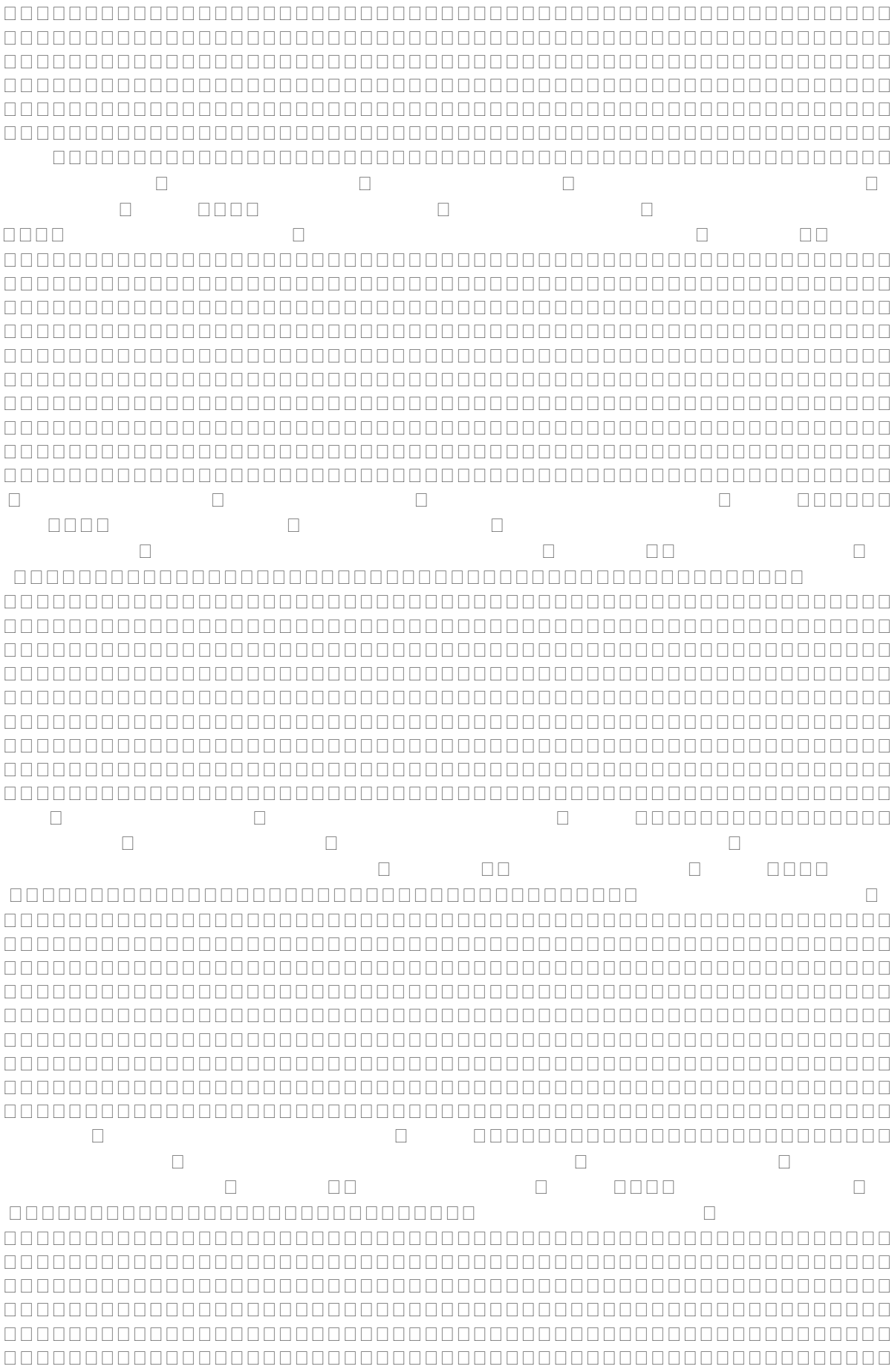
□ □ □□□□



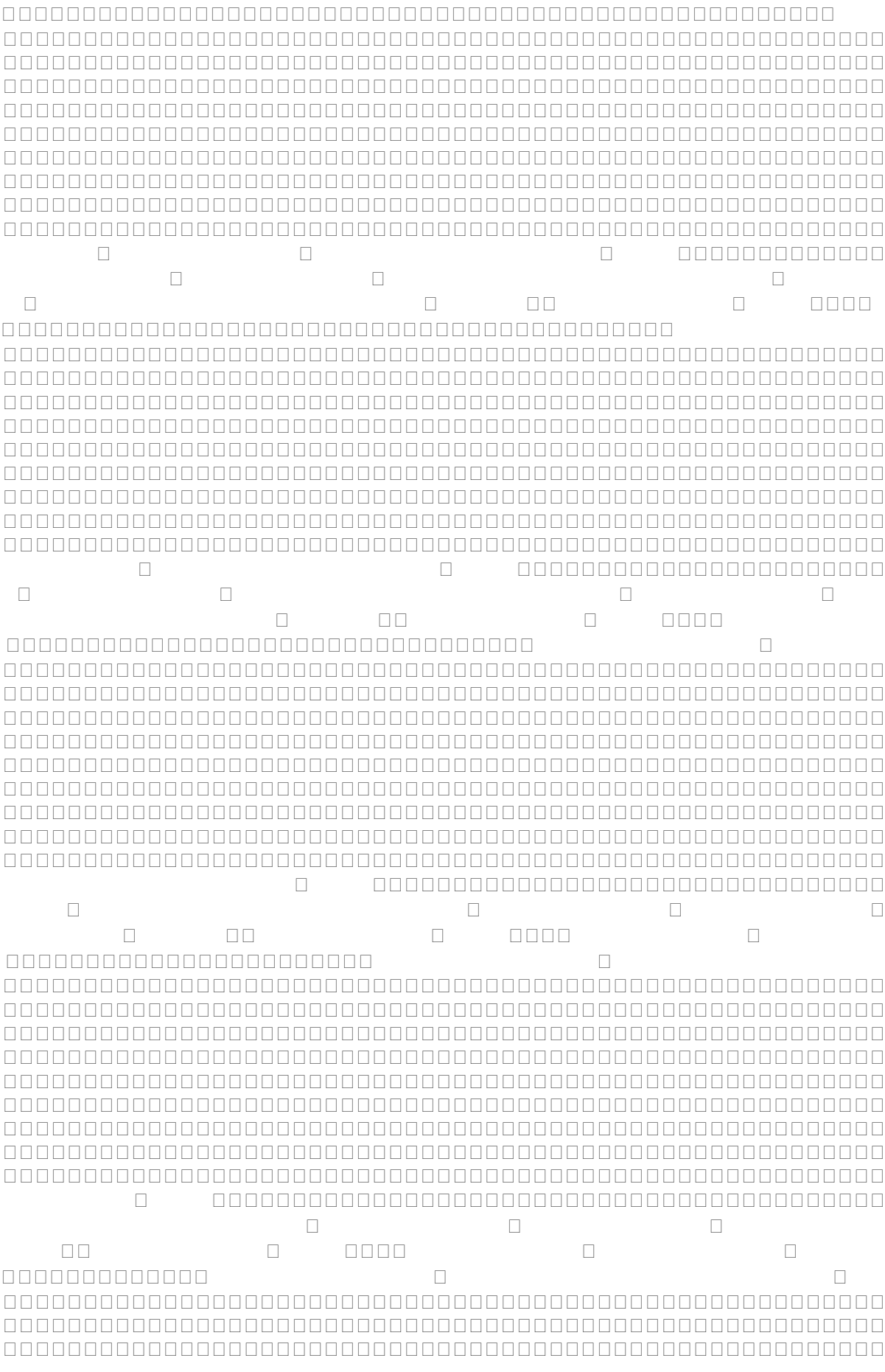


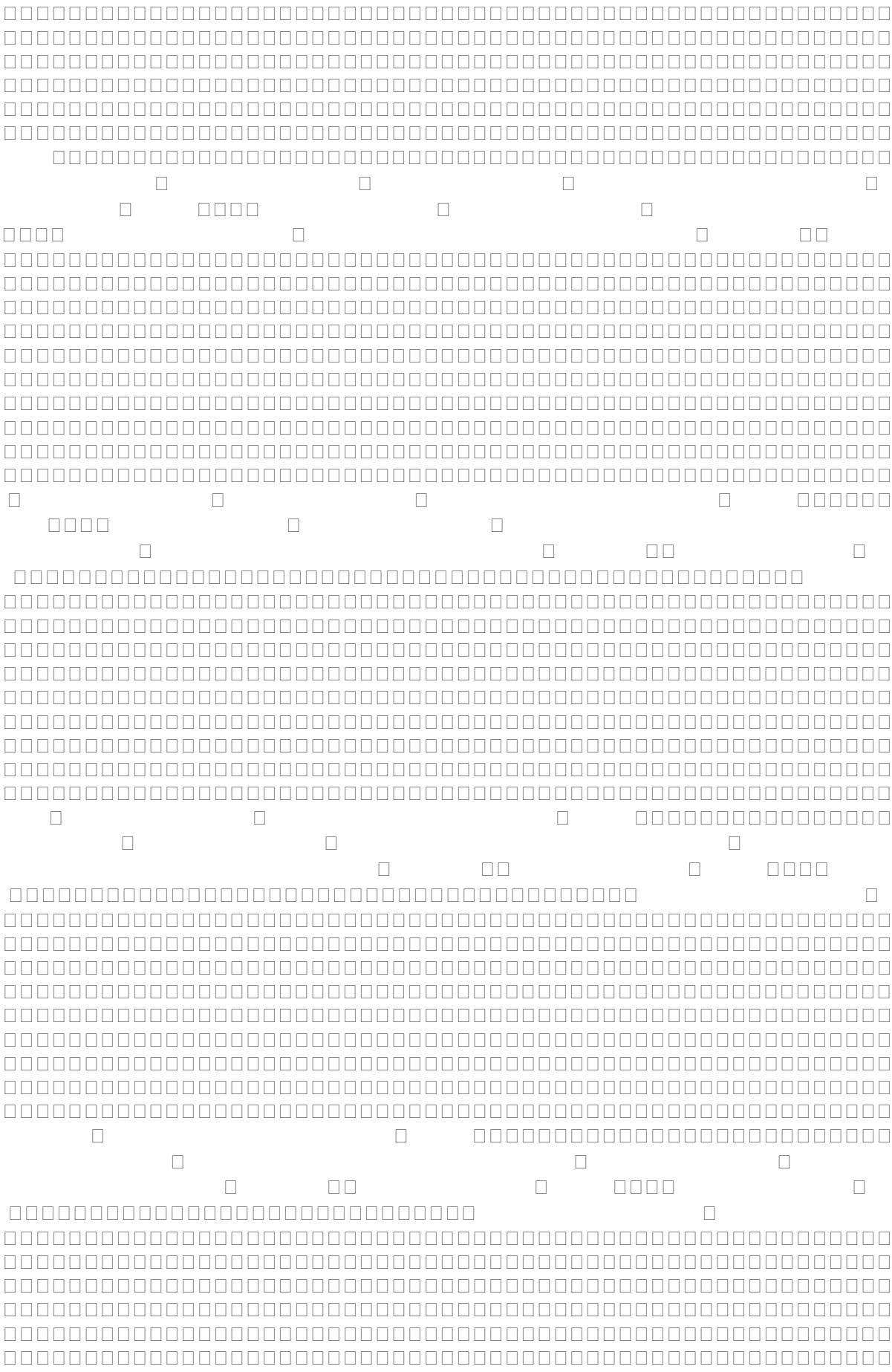
□ □ □□□□



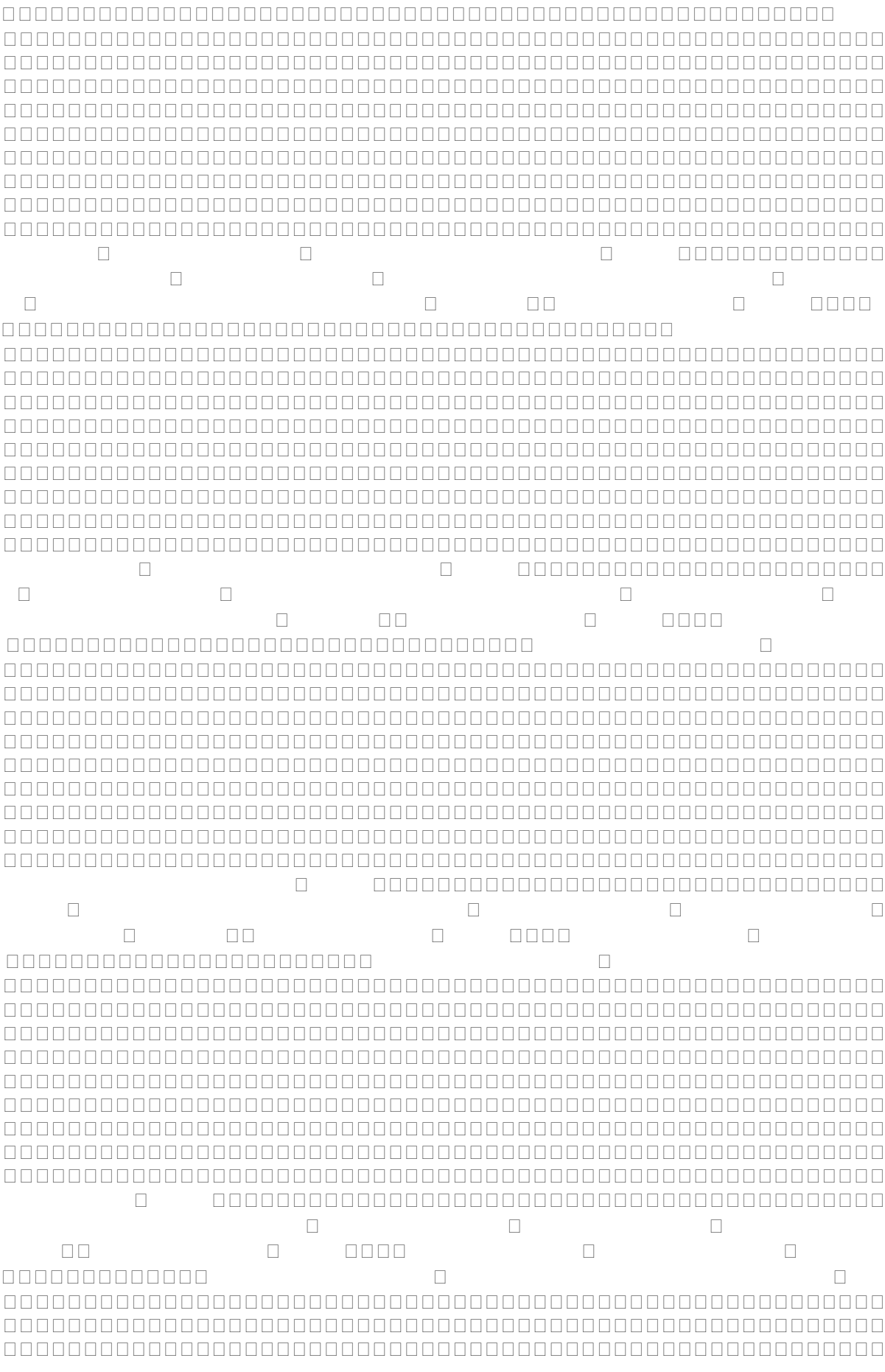


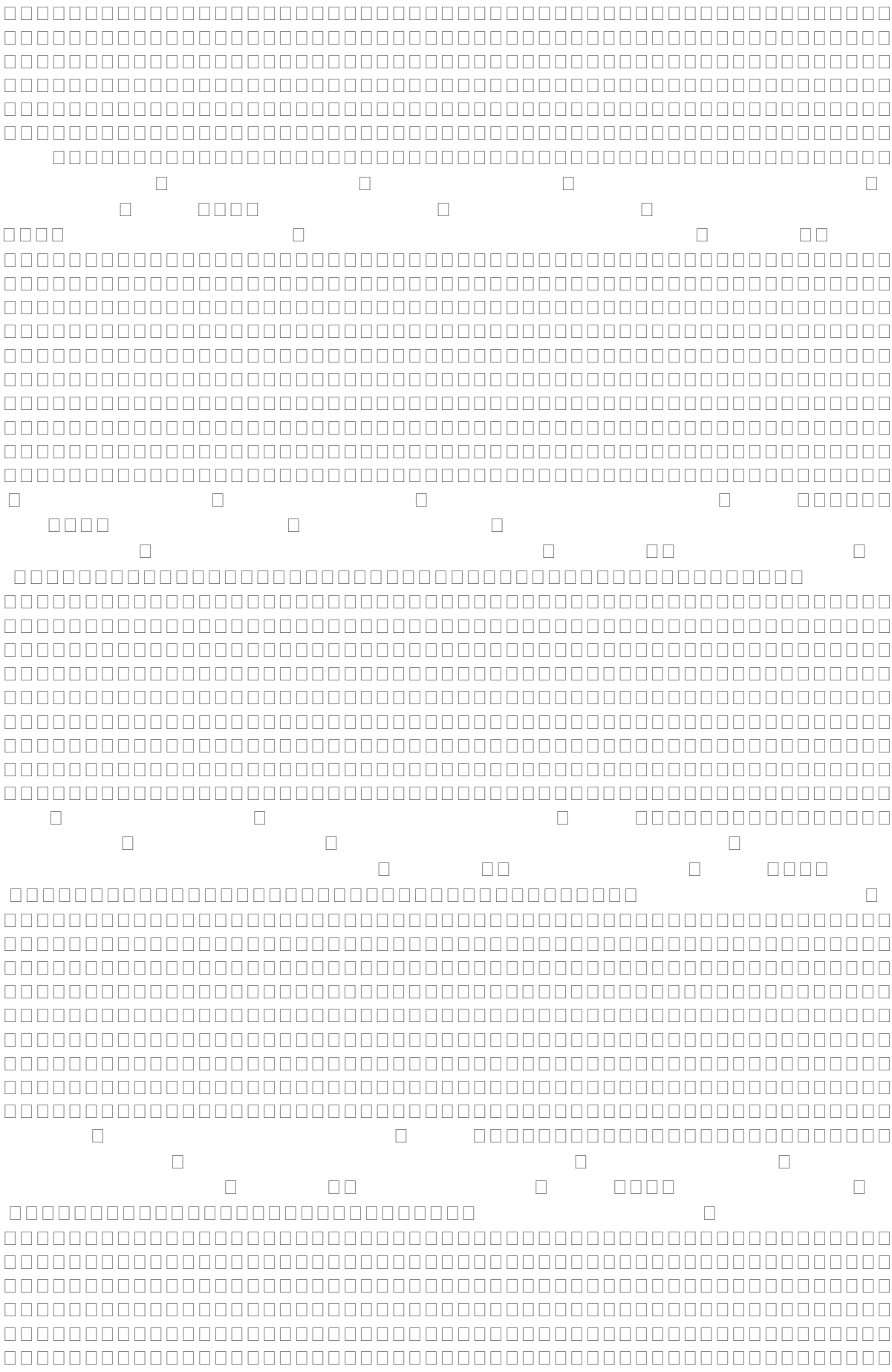
□ □ □□□□



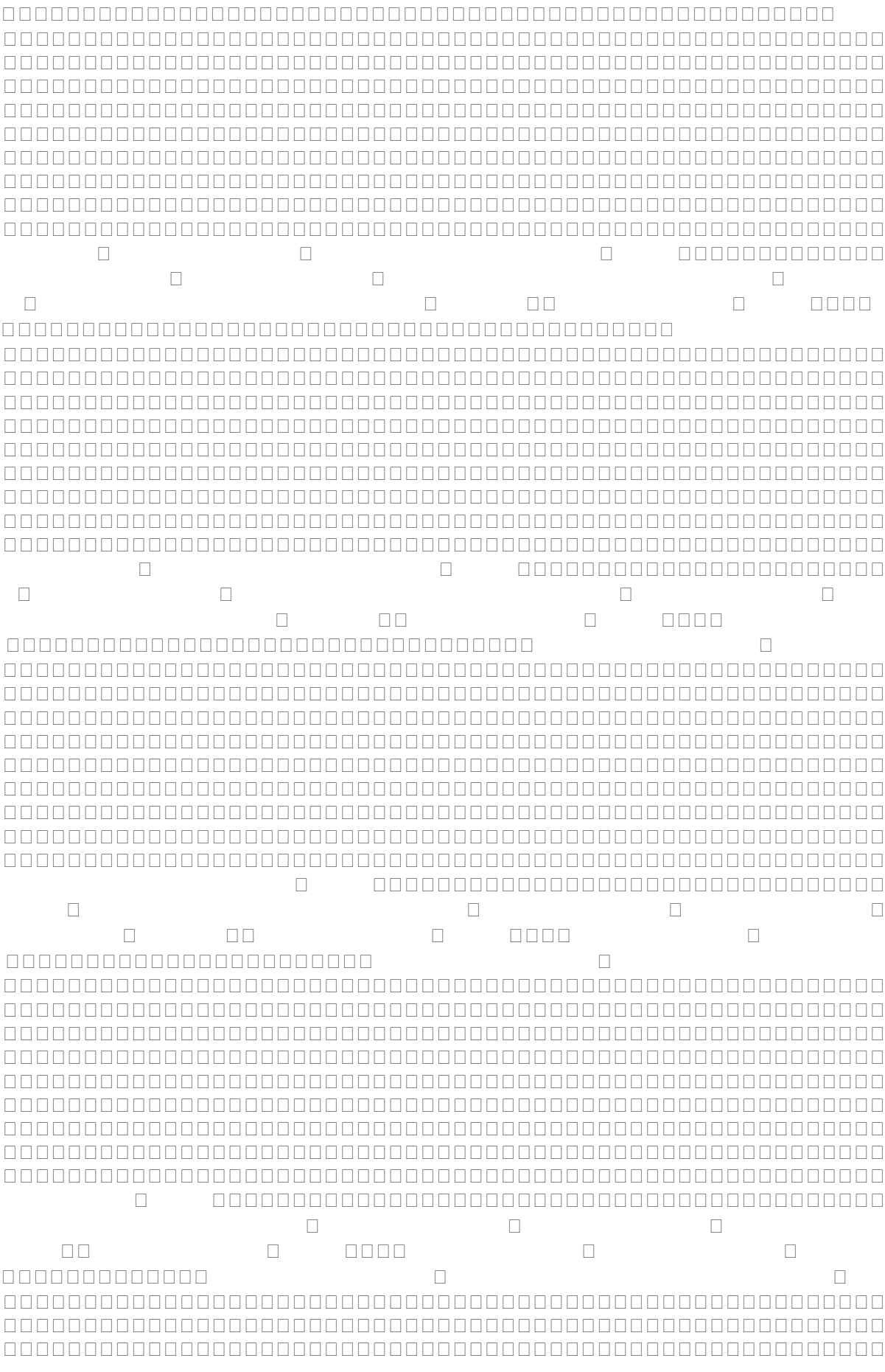


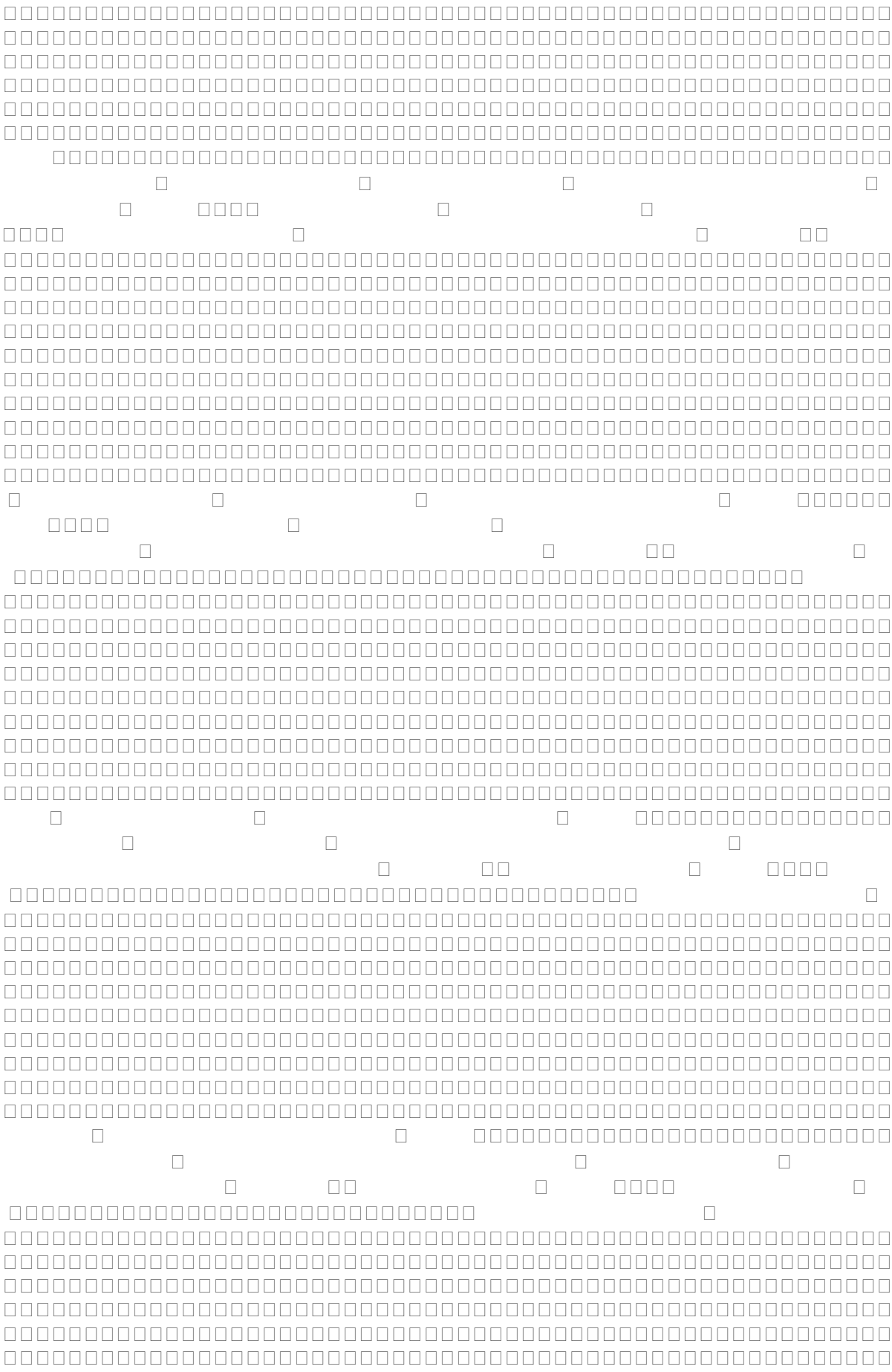
□ □ □□□□



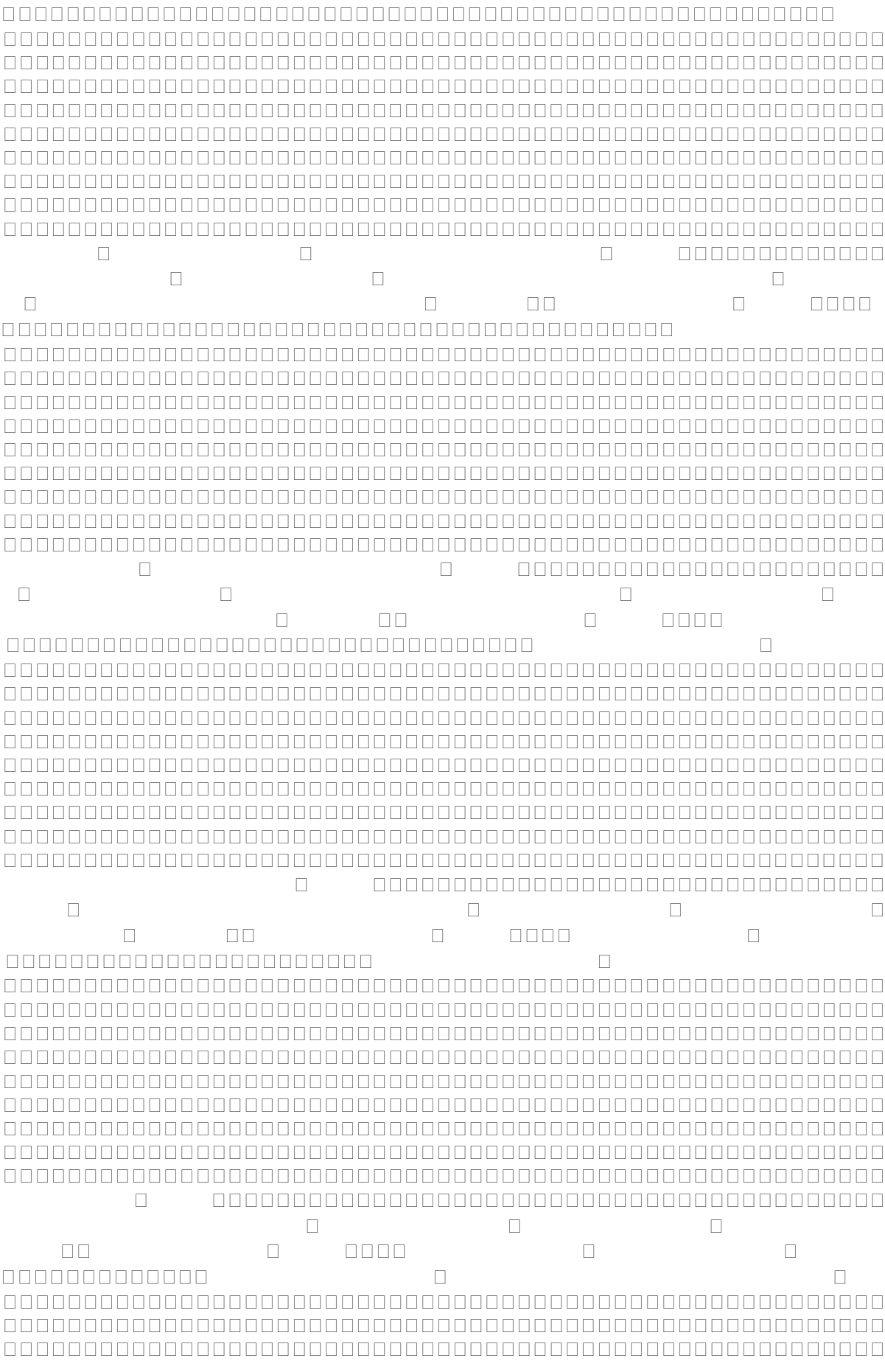


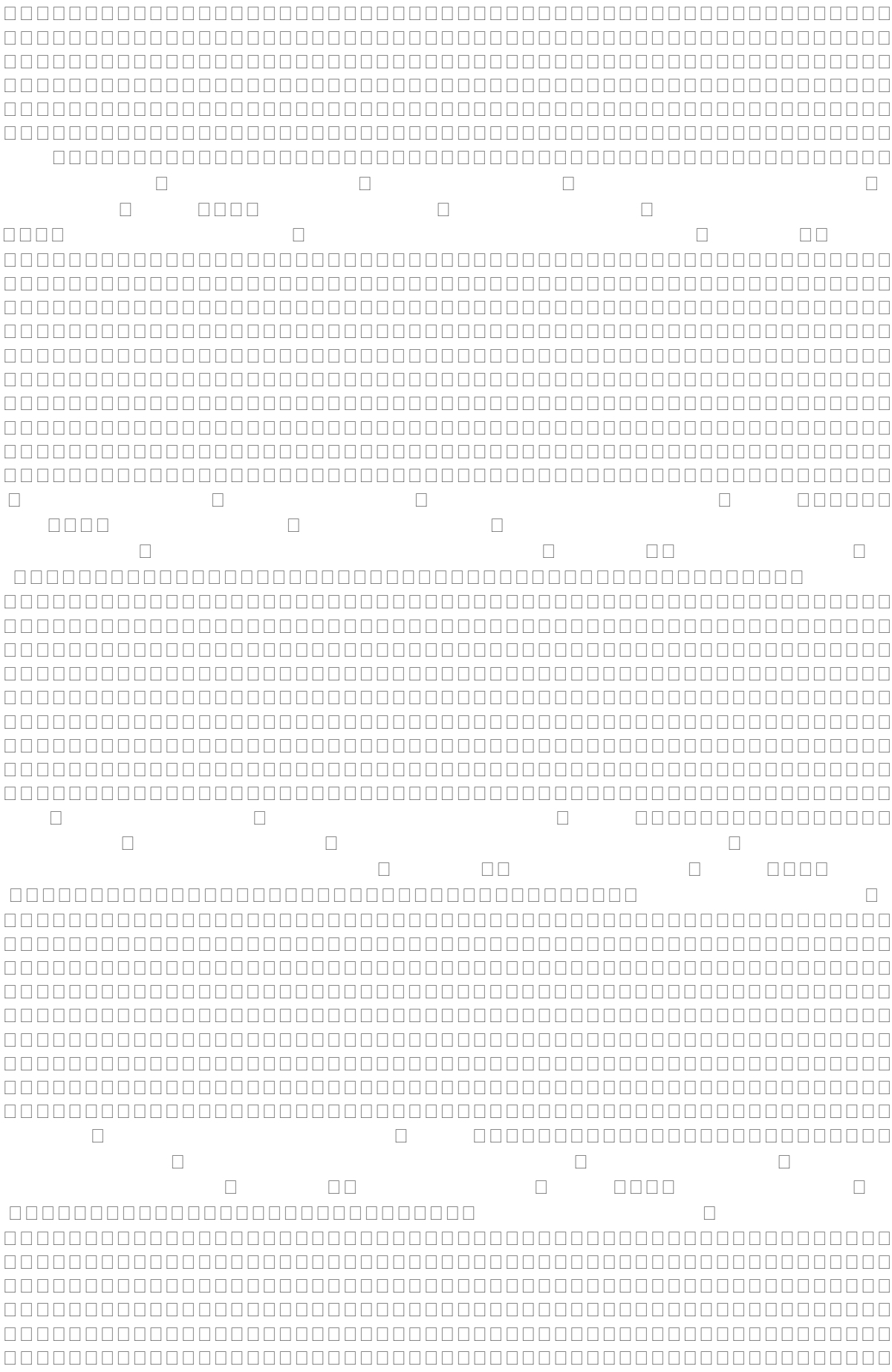
□ □ □□□□



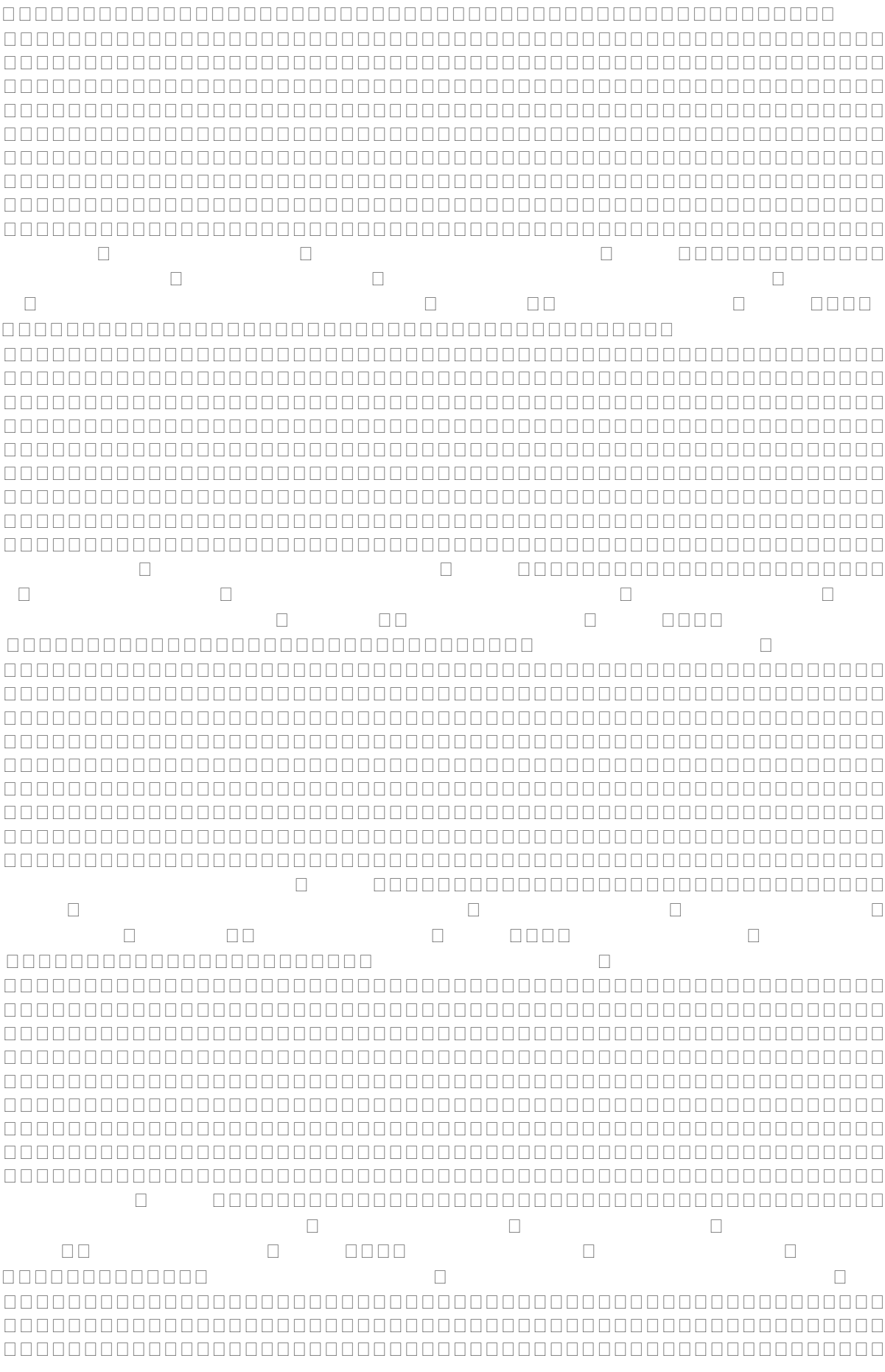


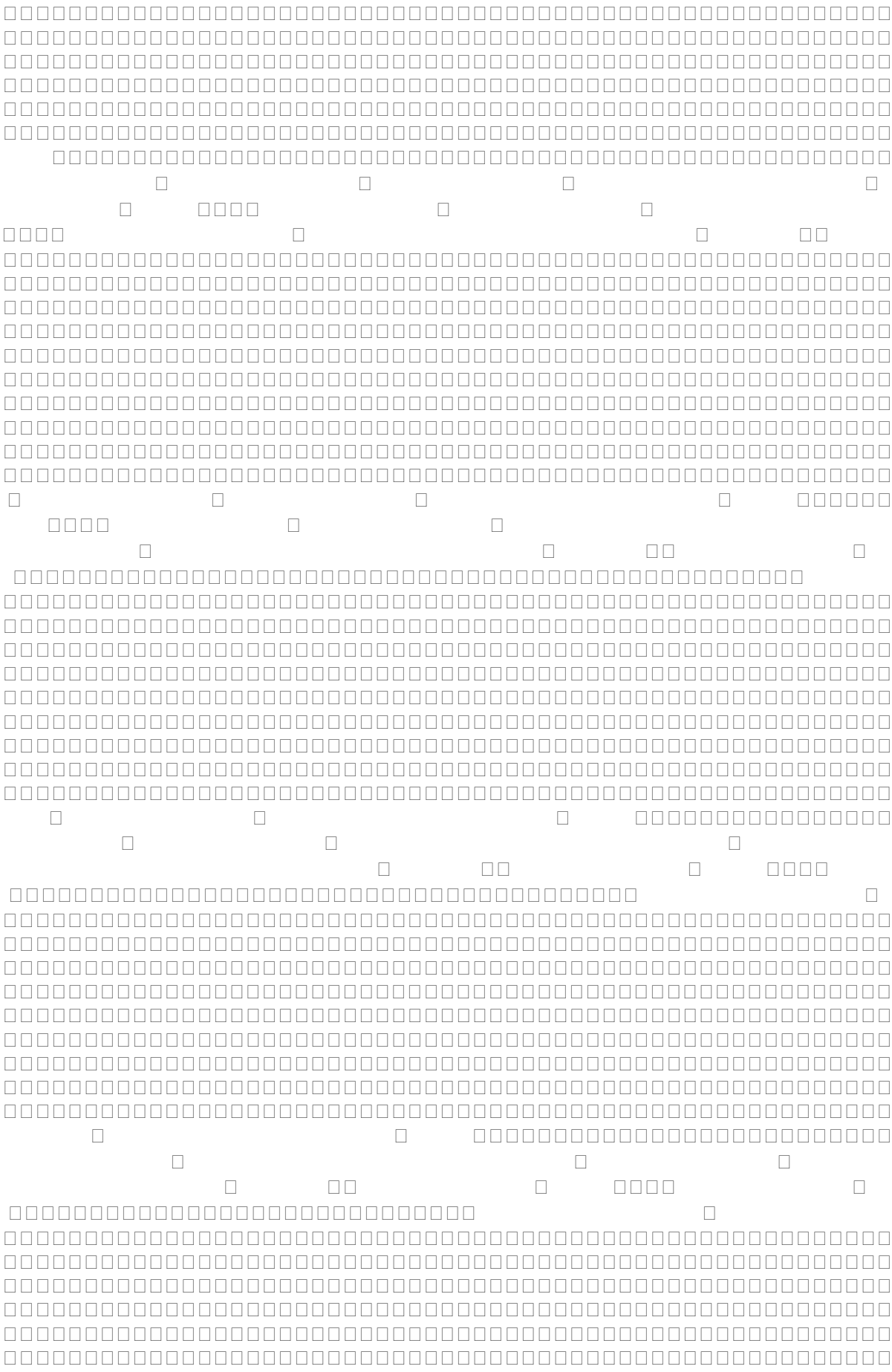
□ □ □□□□



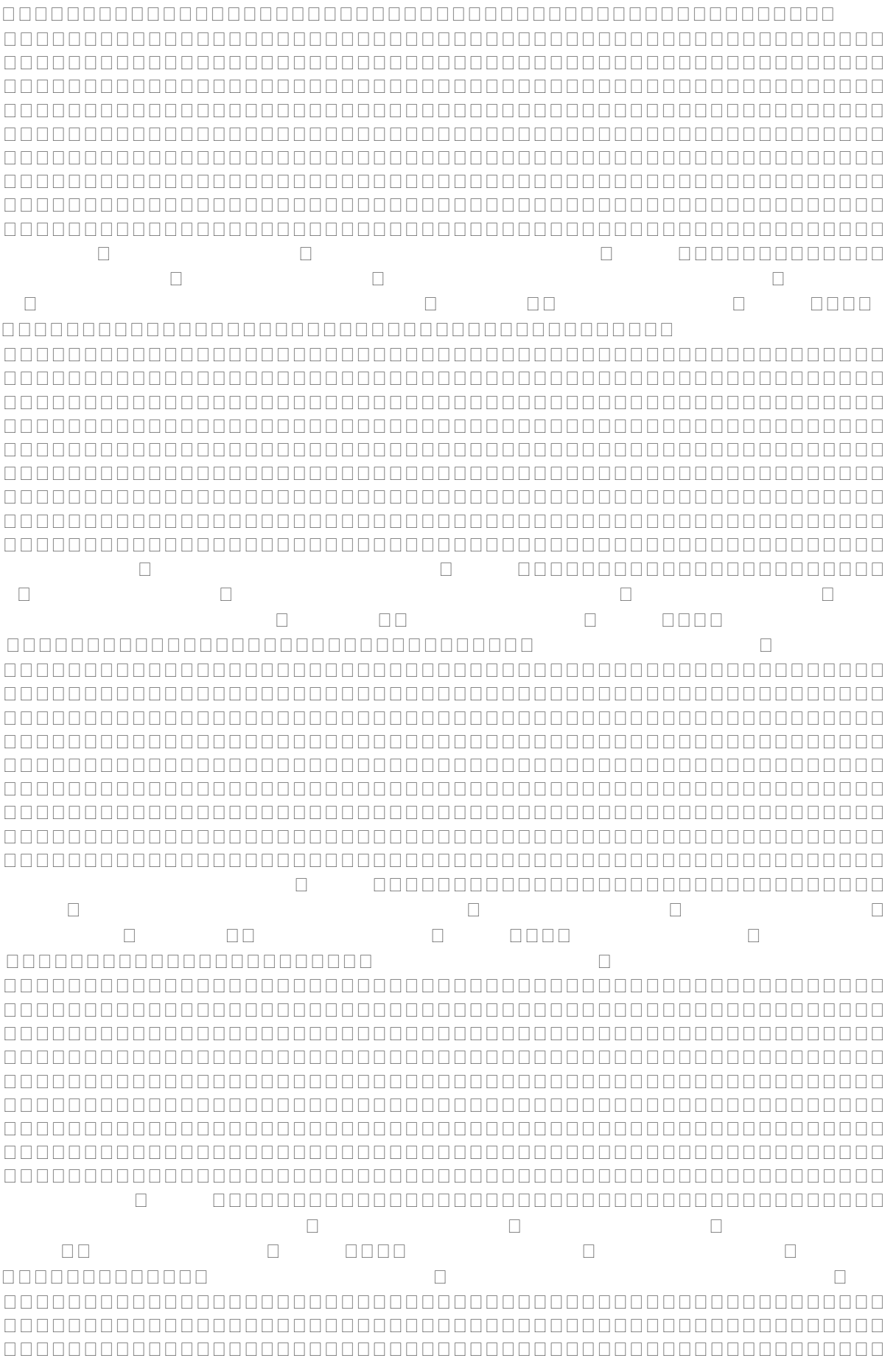


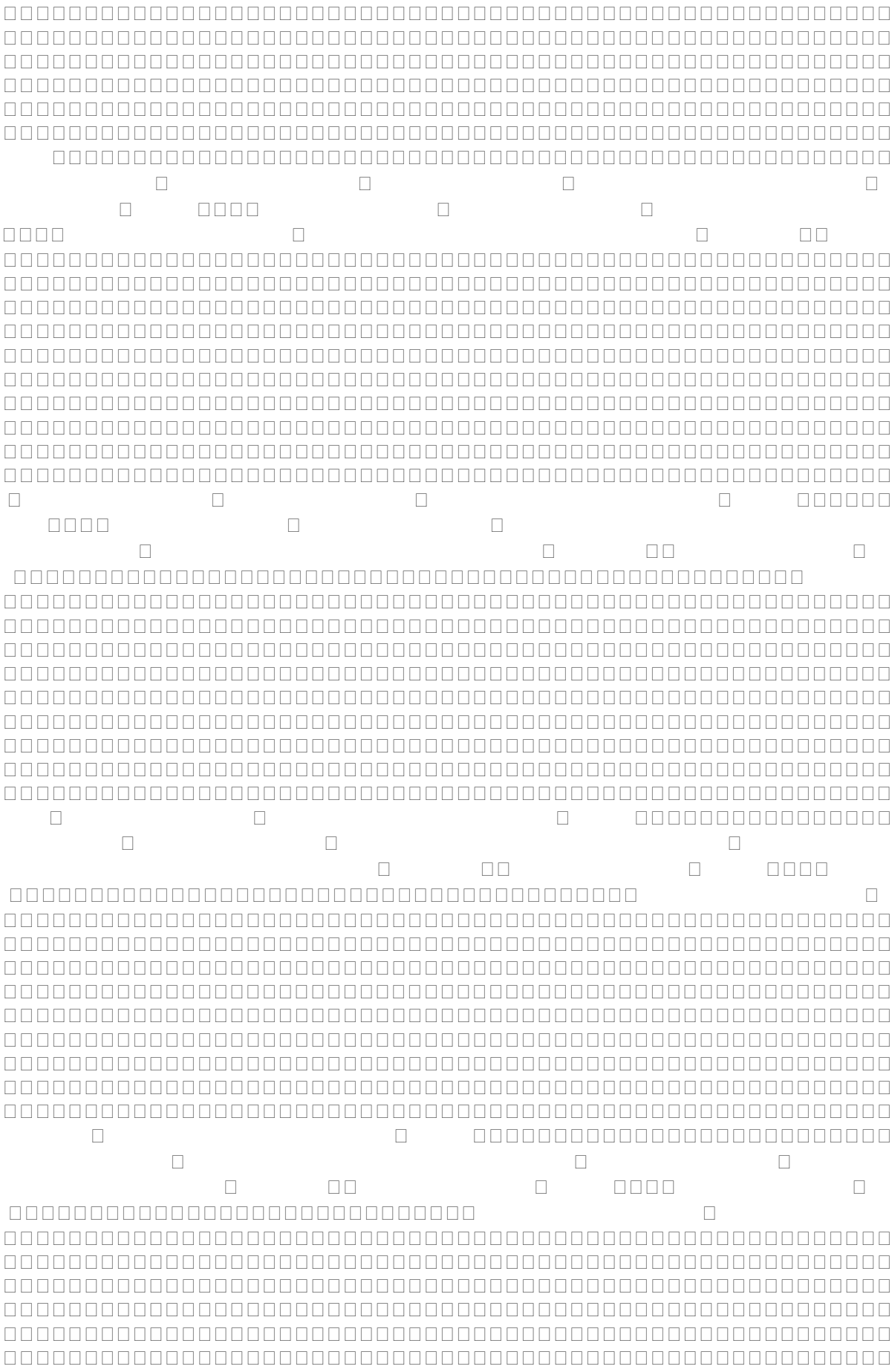
□ □ □□□□



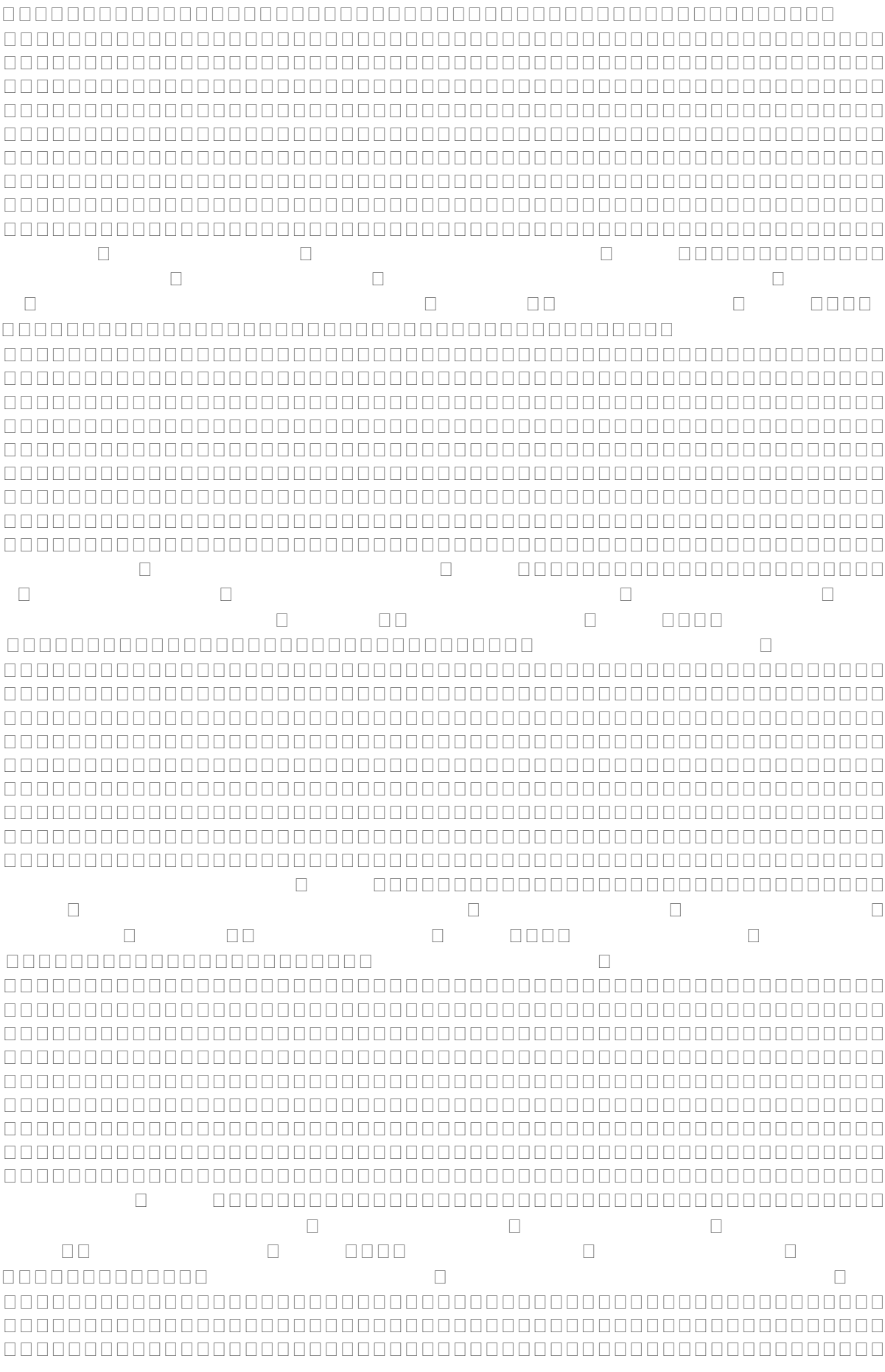


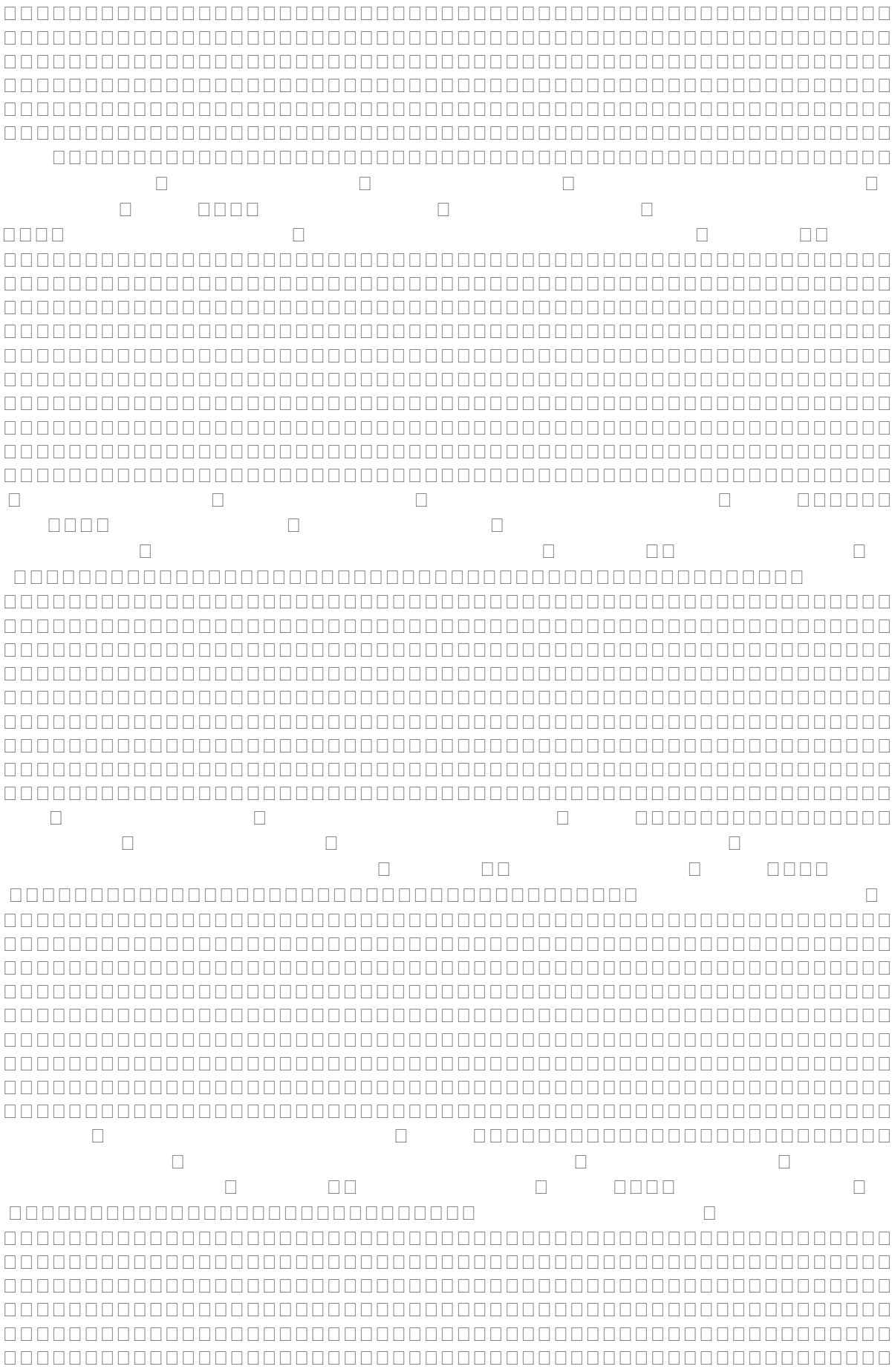
□ □ □□□□



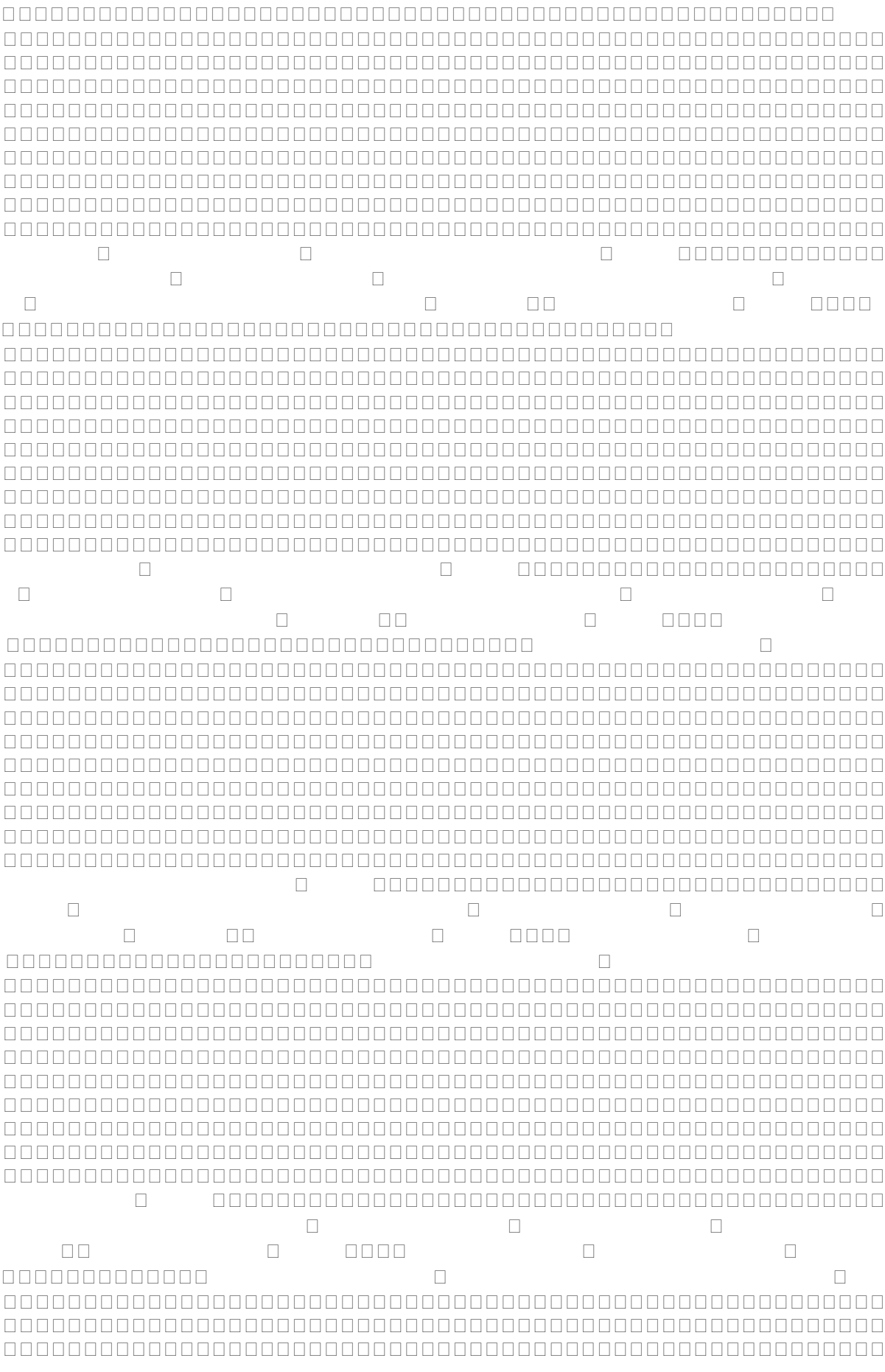


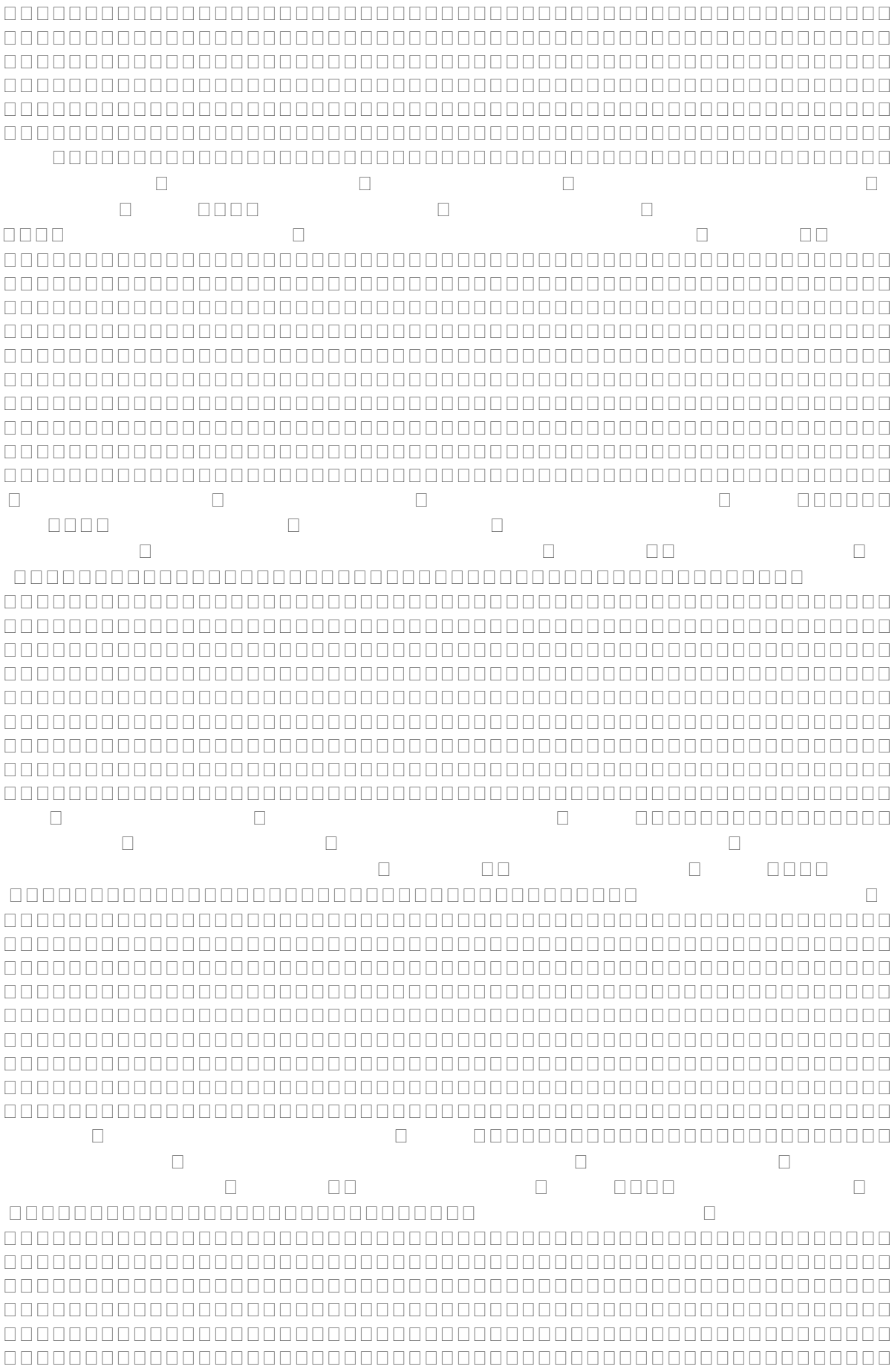
□ □ □□□□



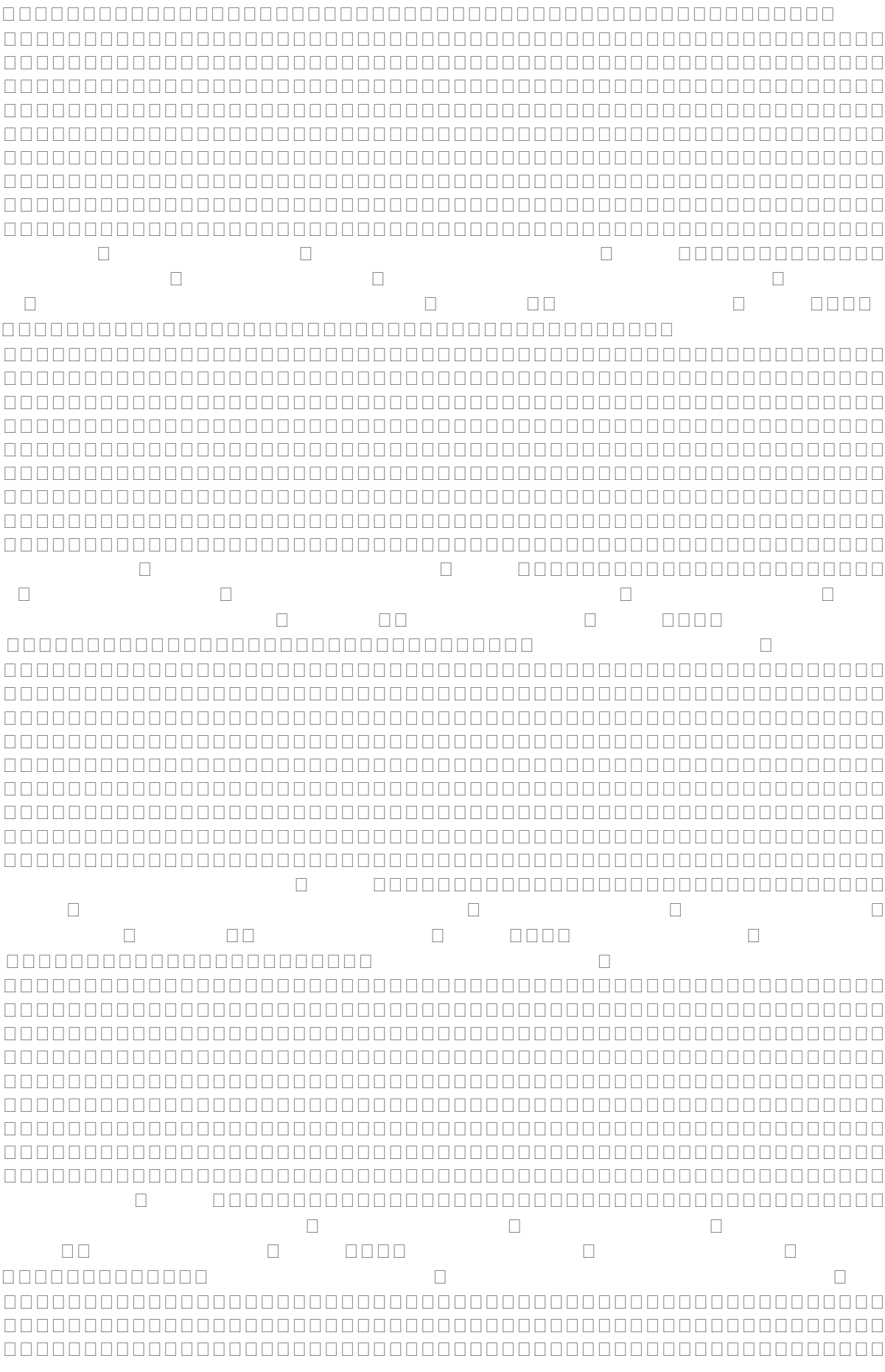


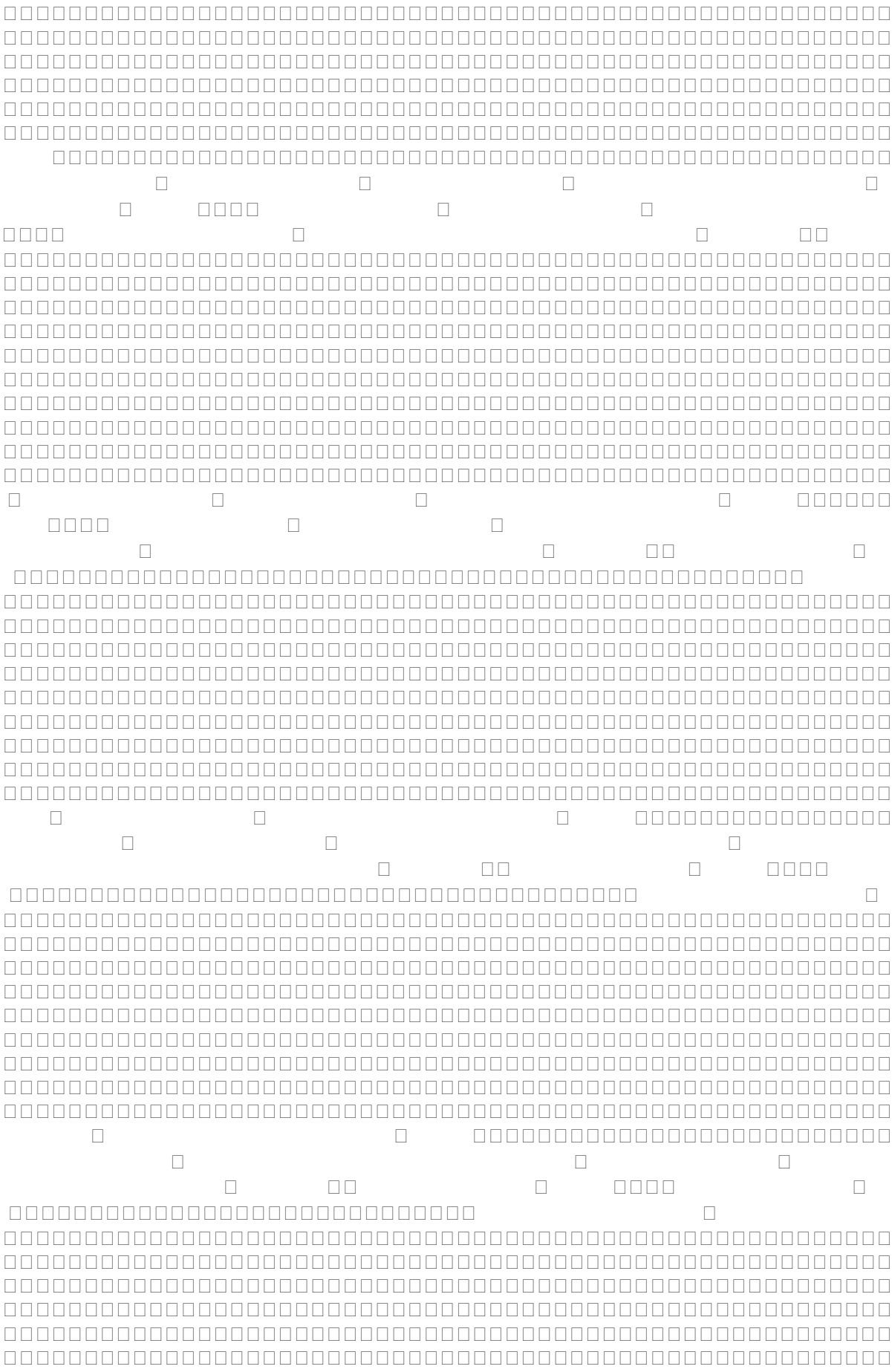
□ □ □□□□



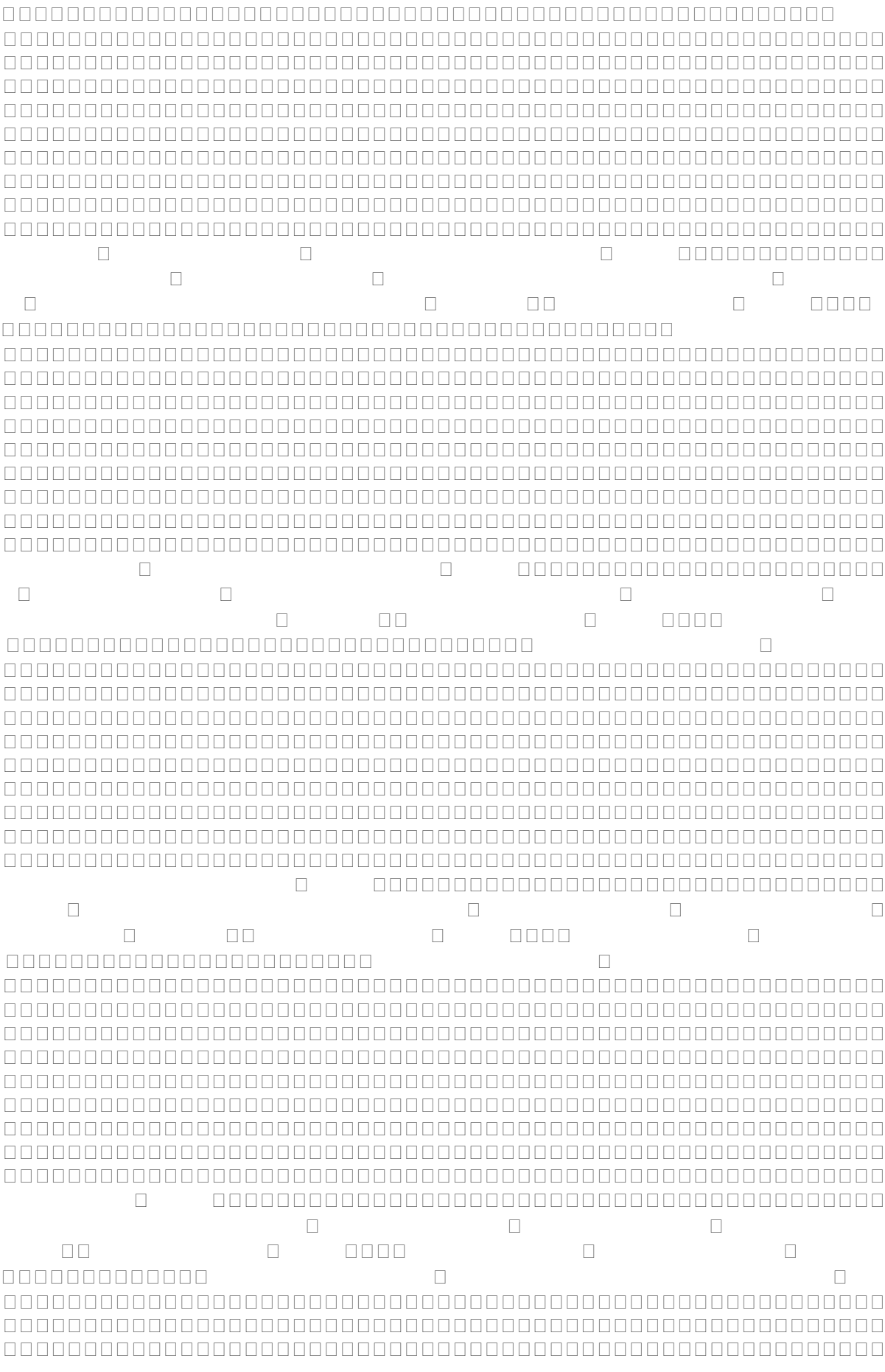


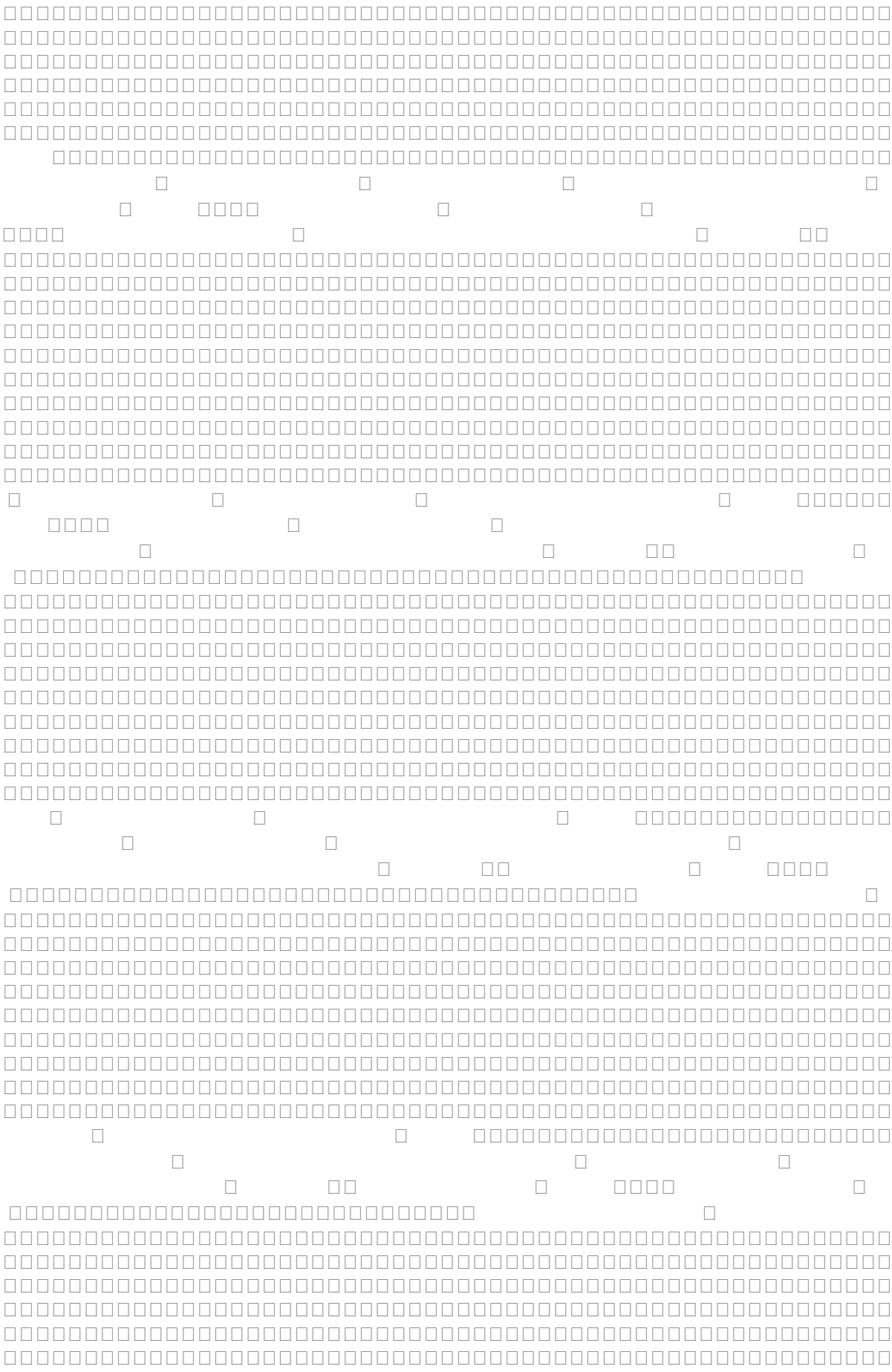
□ □ □□□□



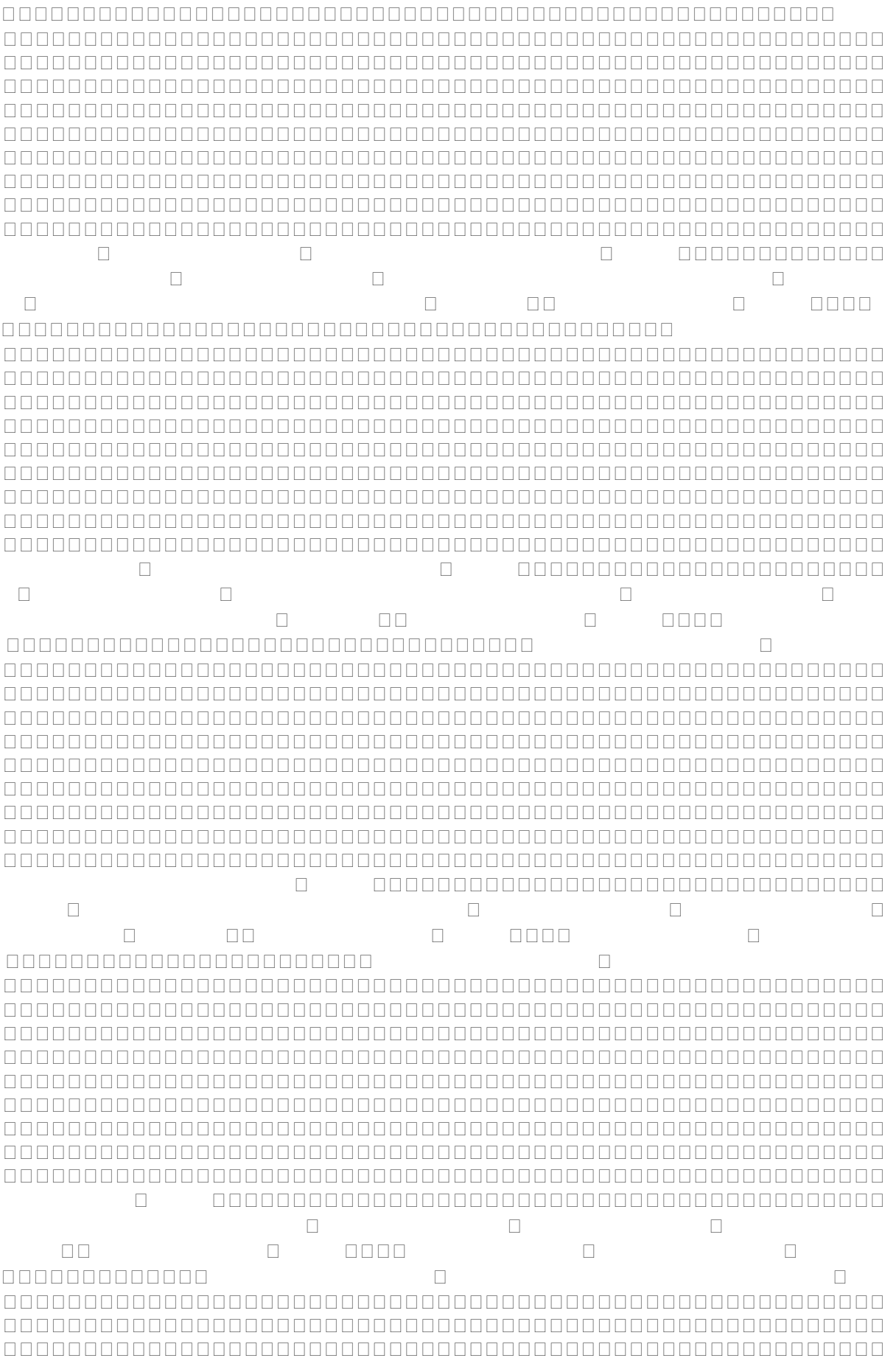


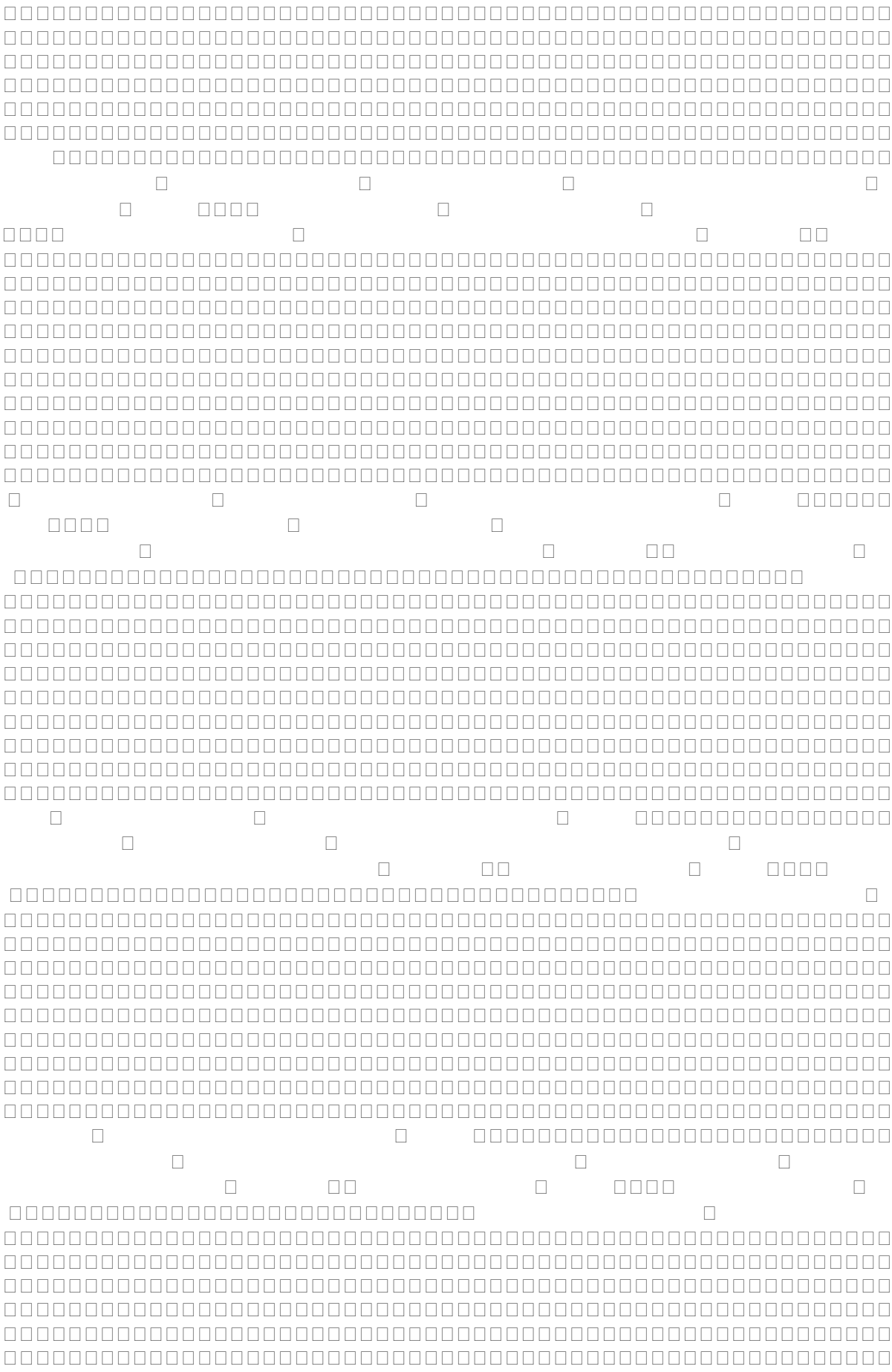
□ □ □□□□



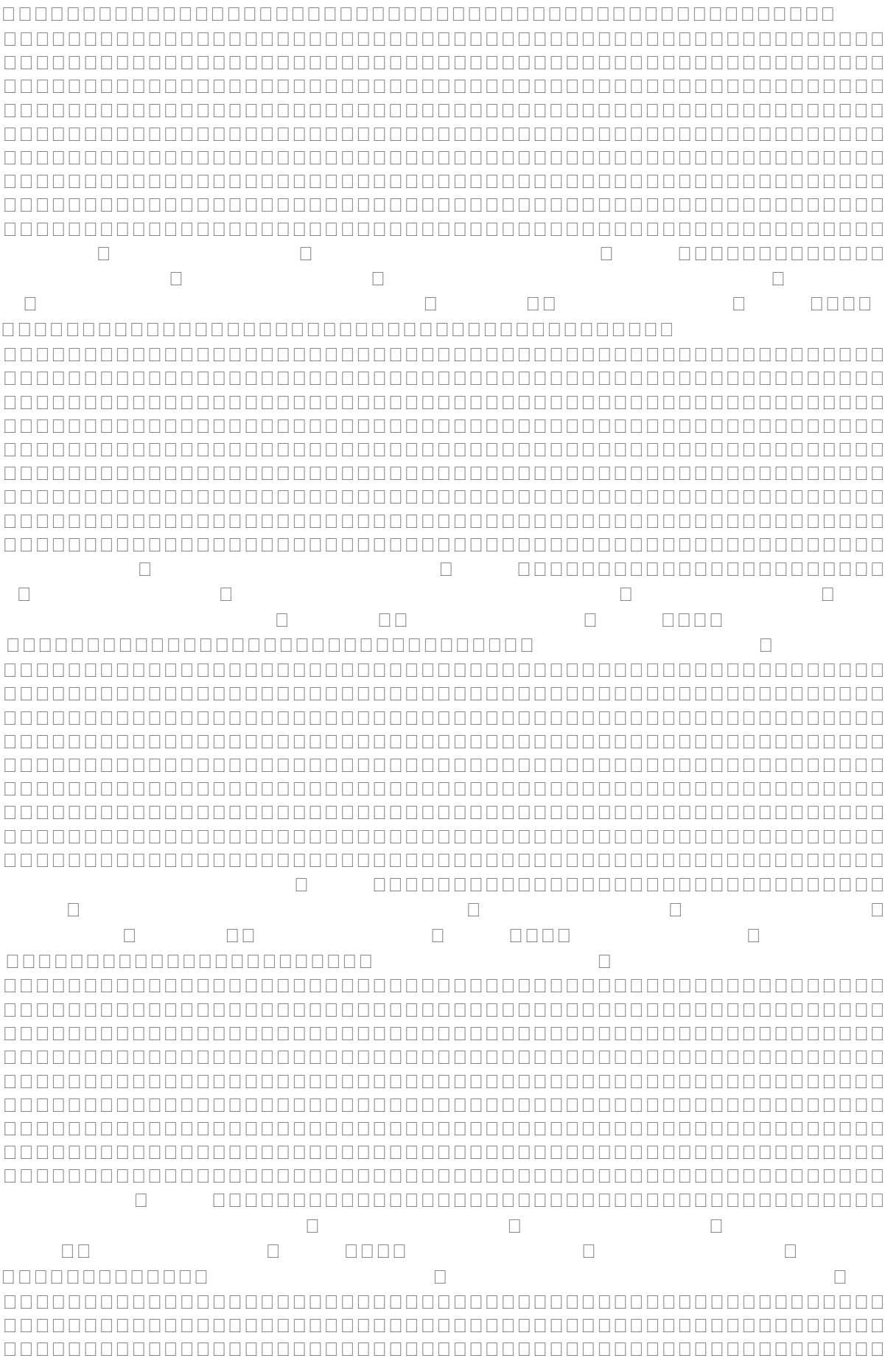


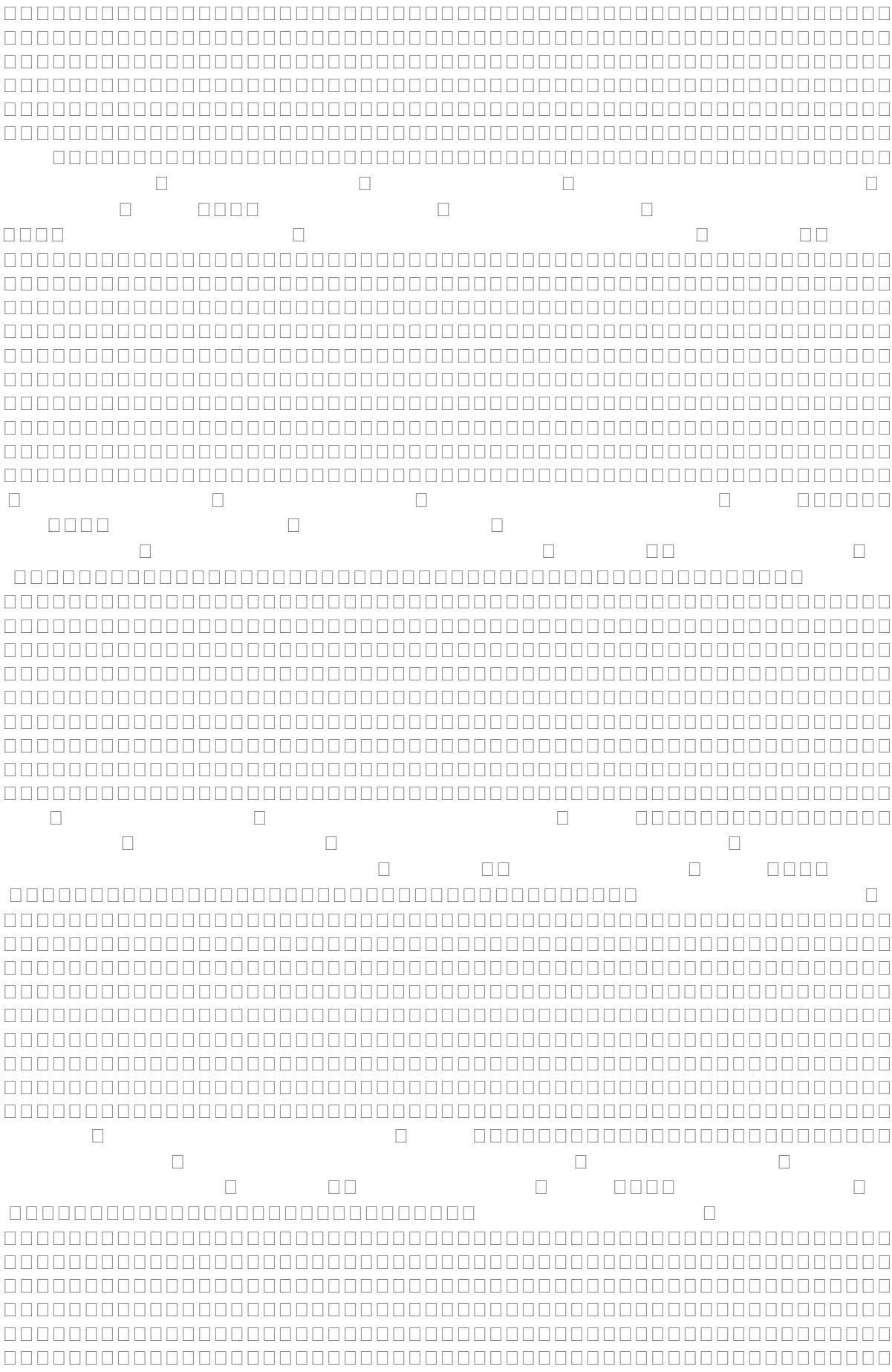
□ □ □□□□



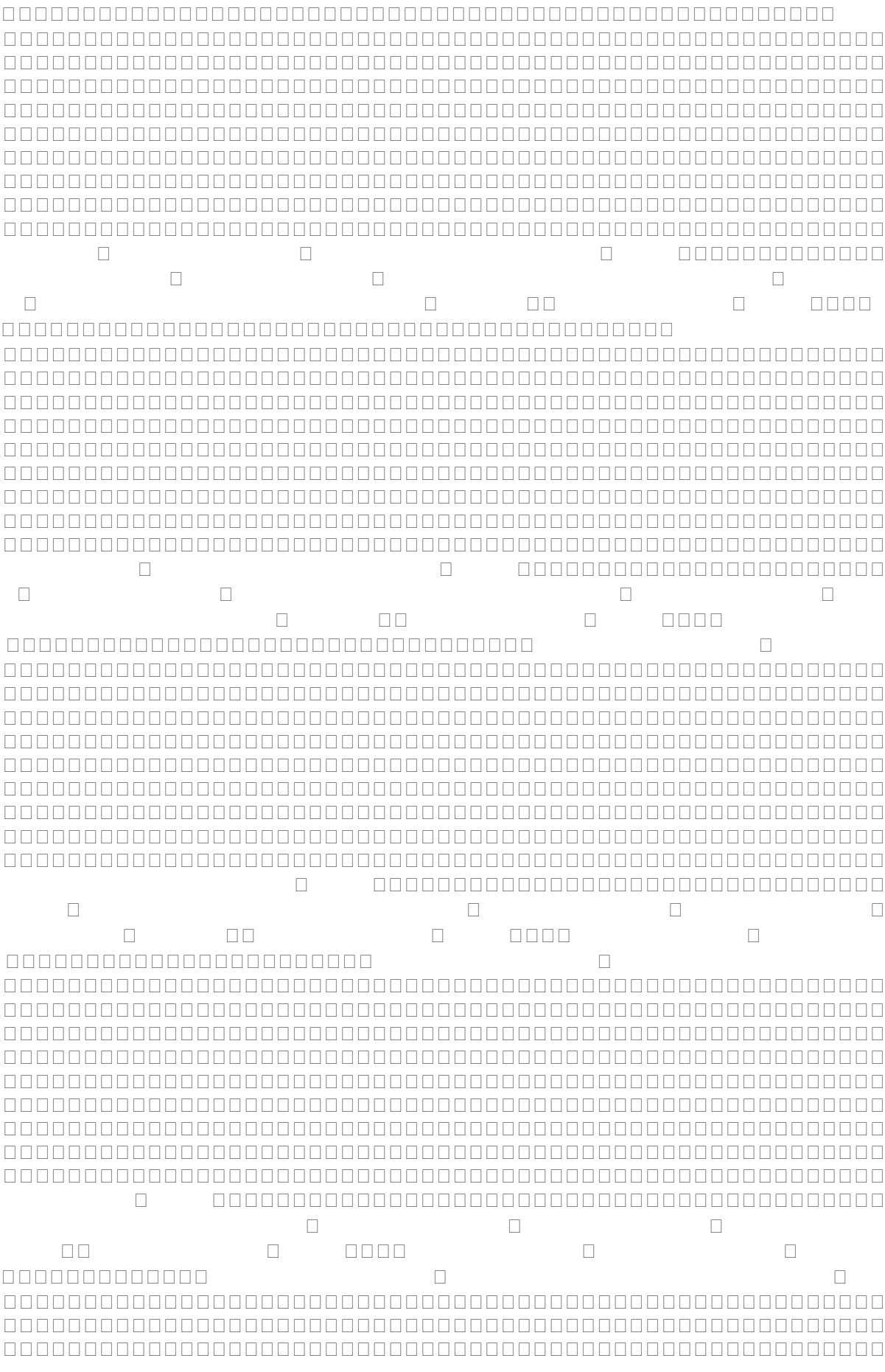


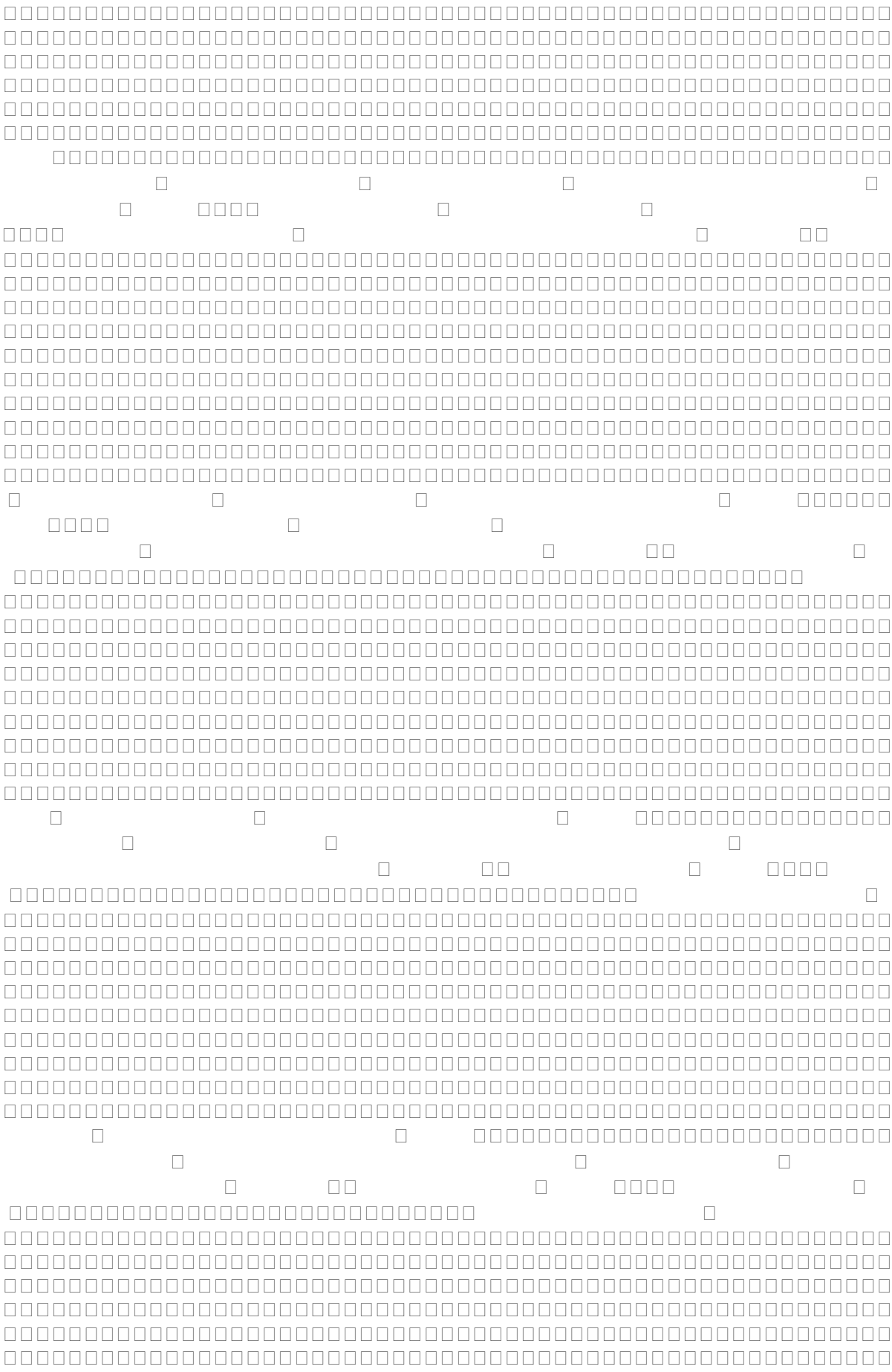
□ □ □□□□



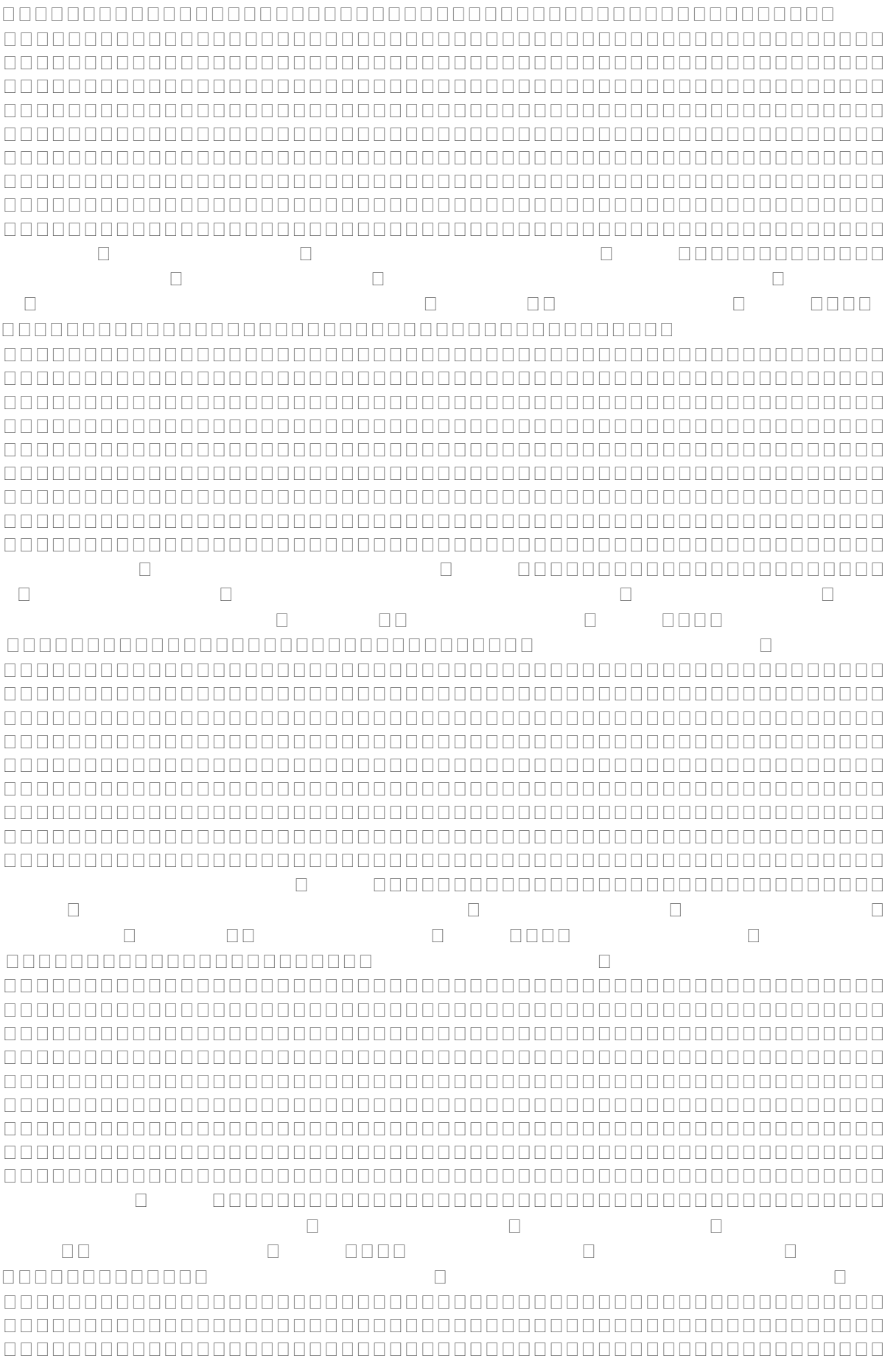


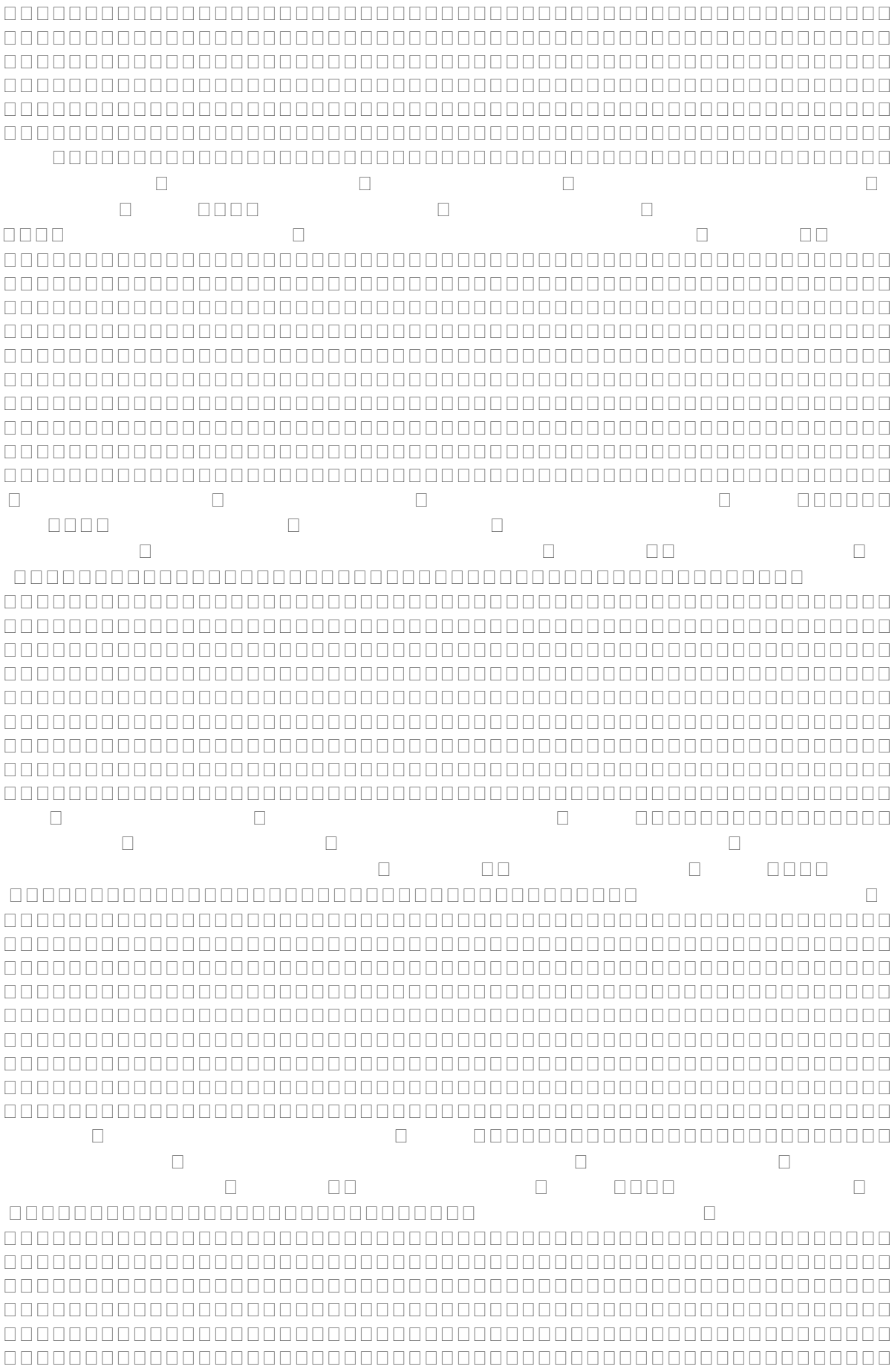
□ □ □□□□



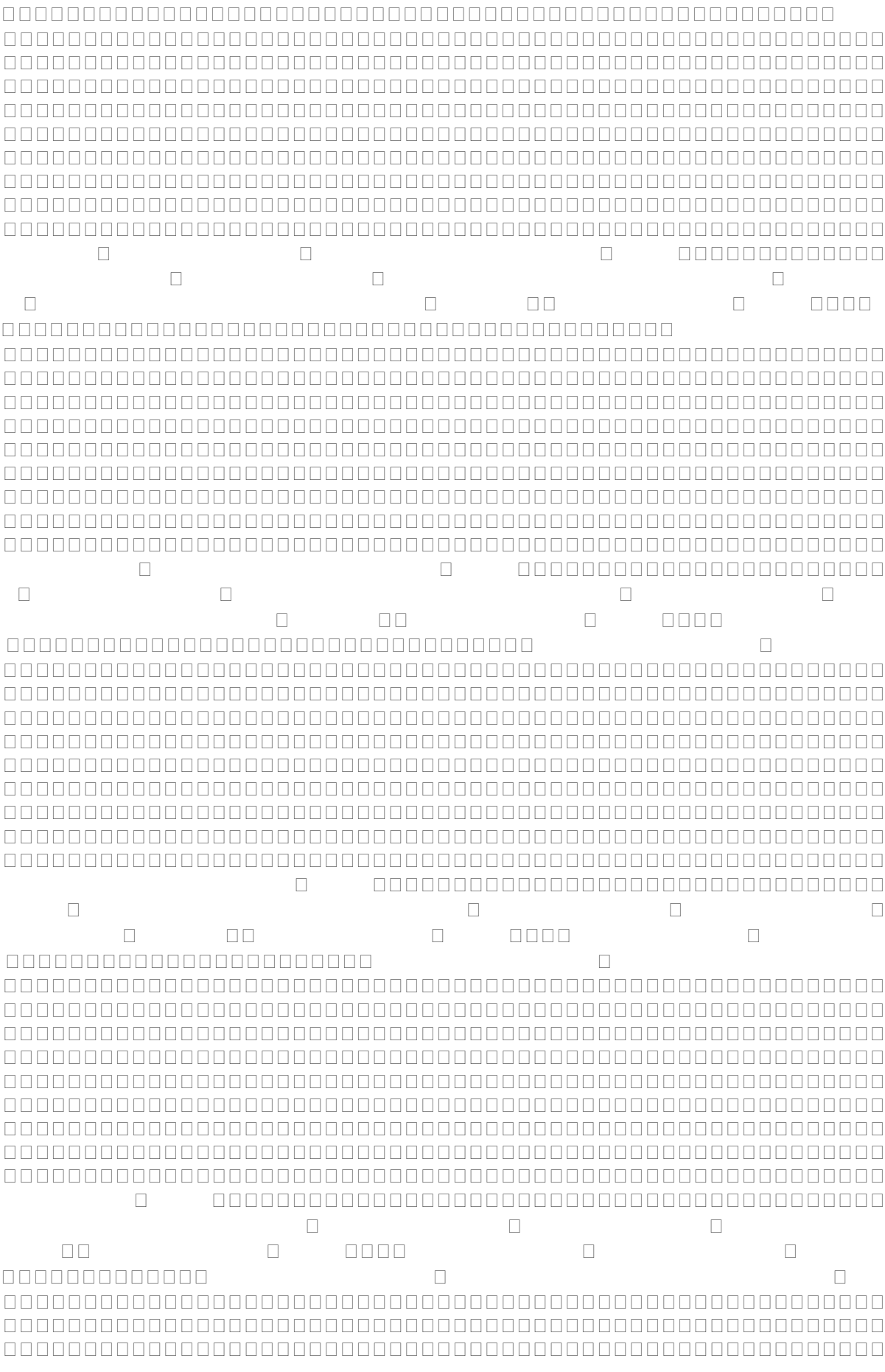


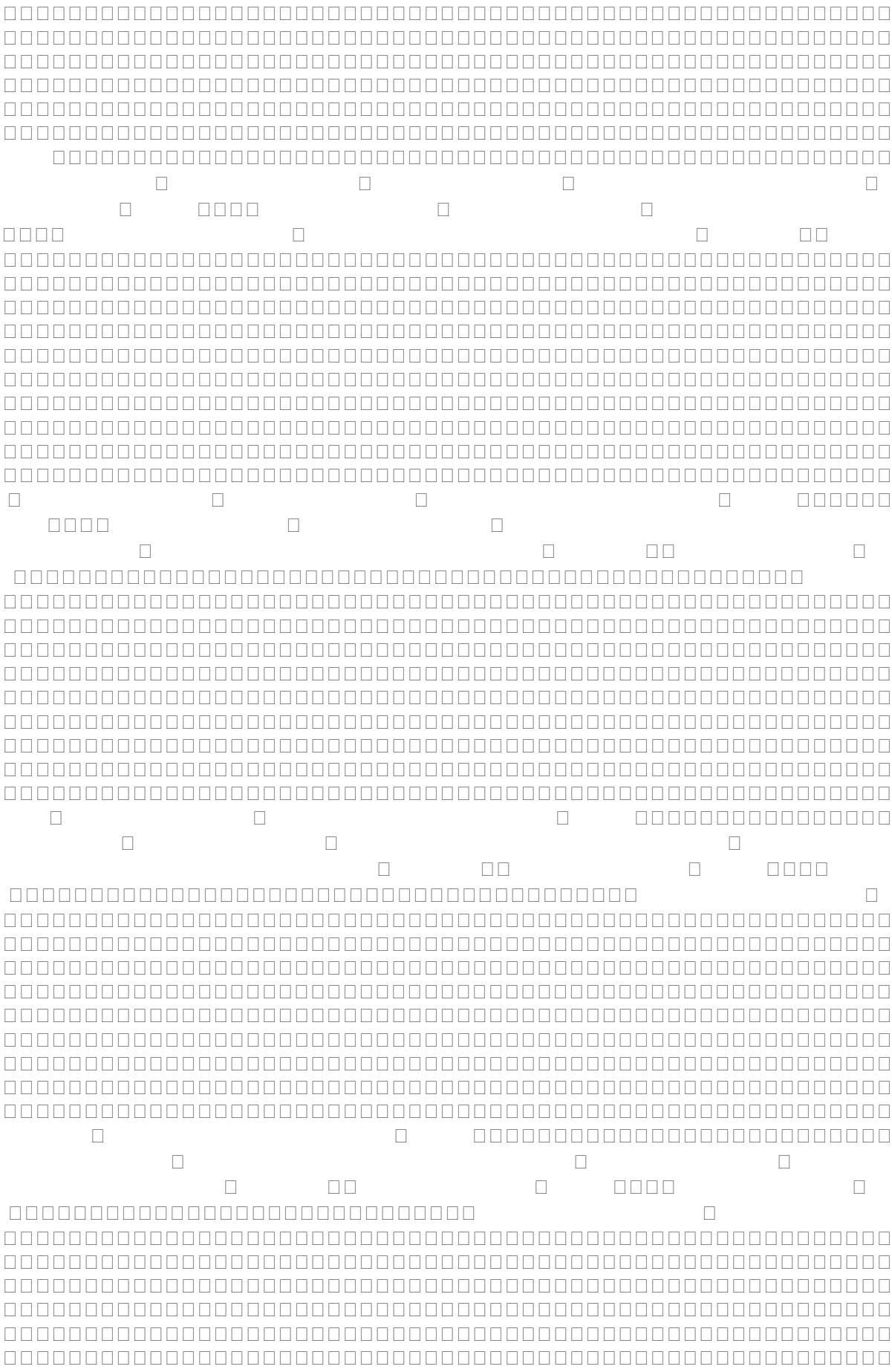
□ □ □□□□



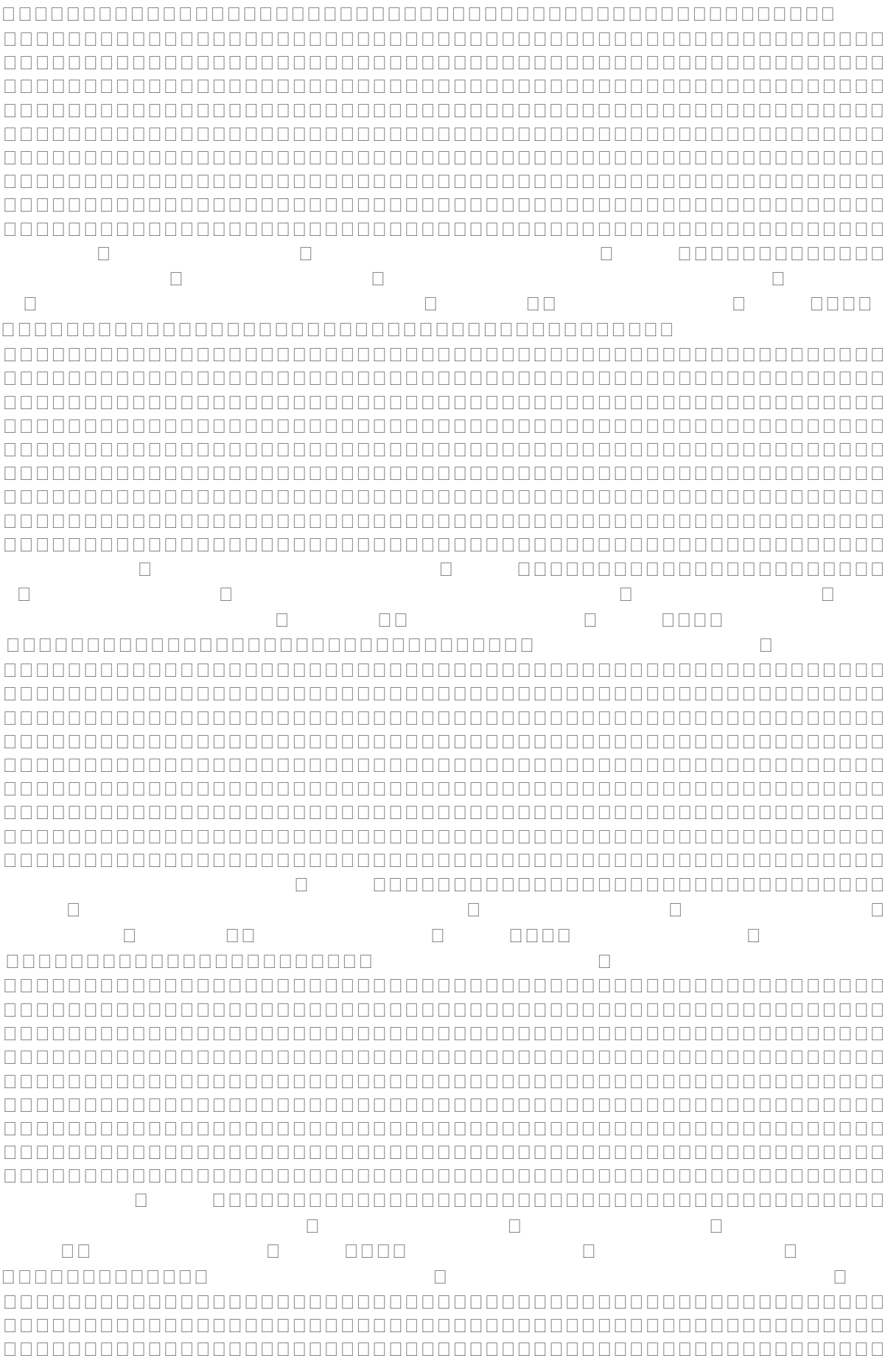


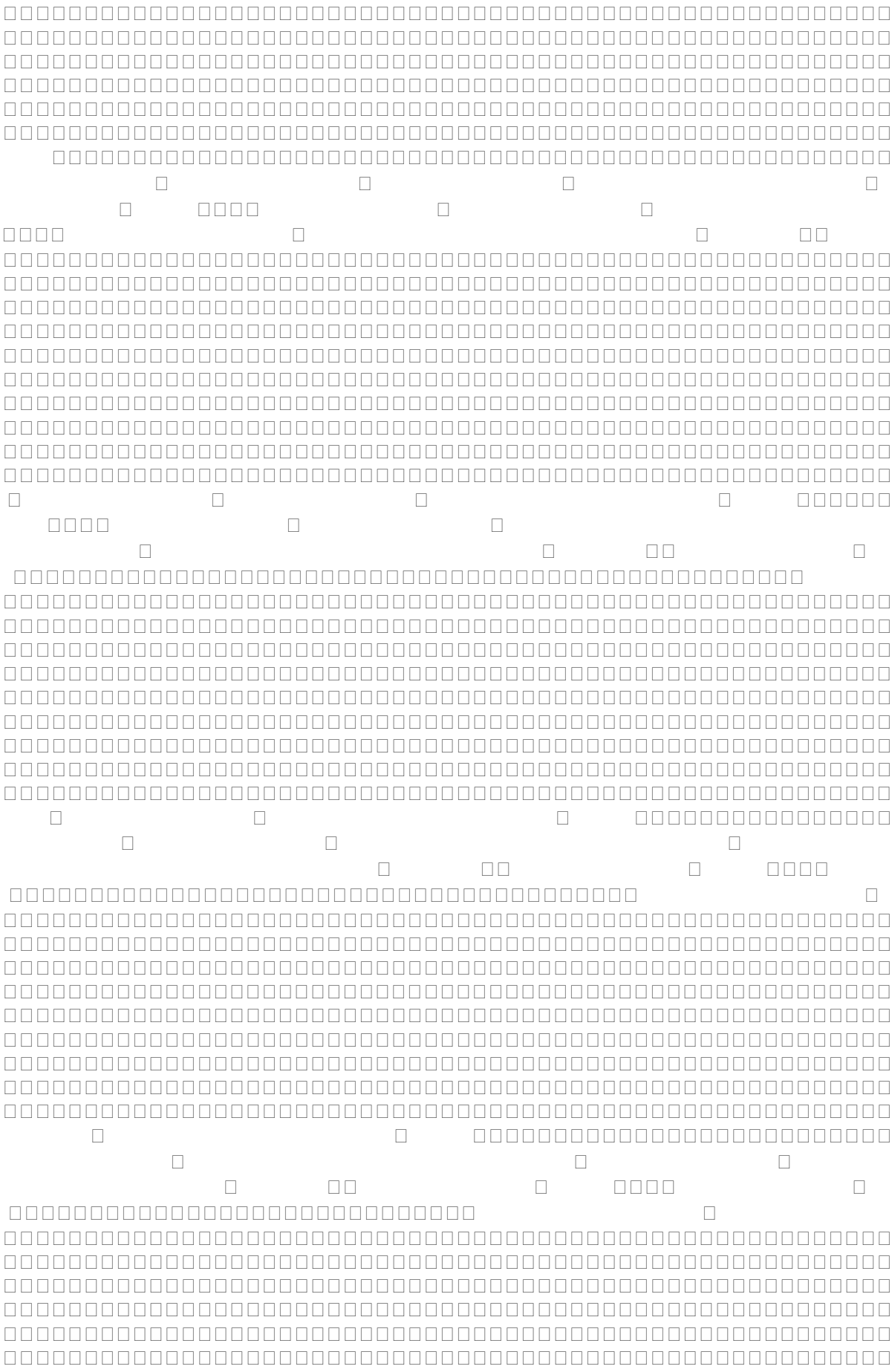
□ □ □□□□



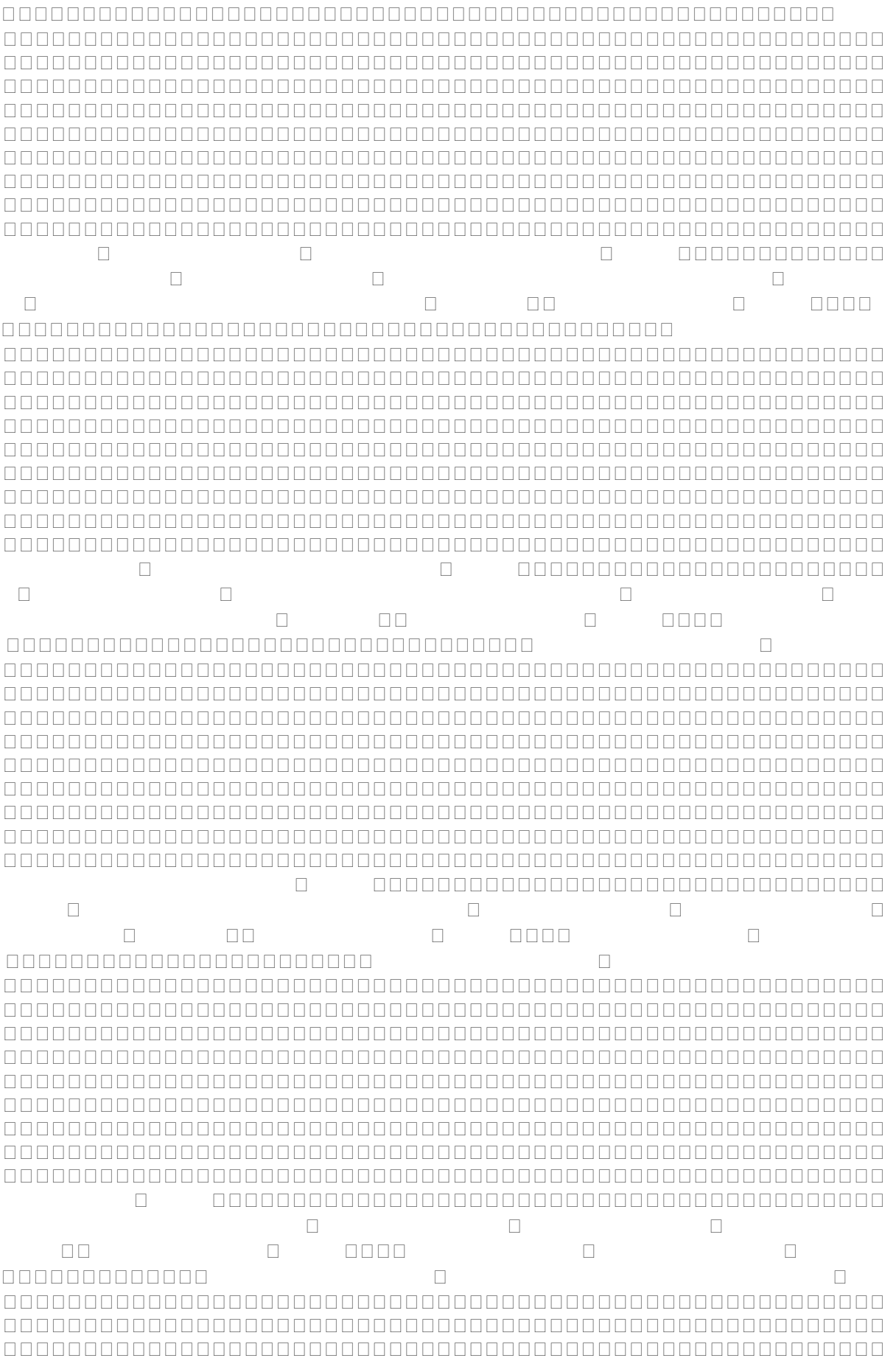


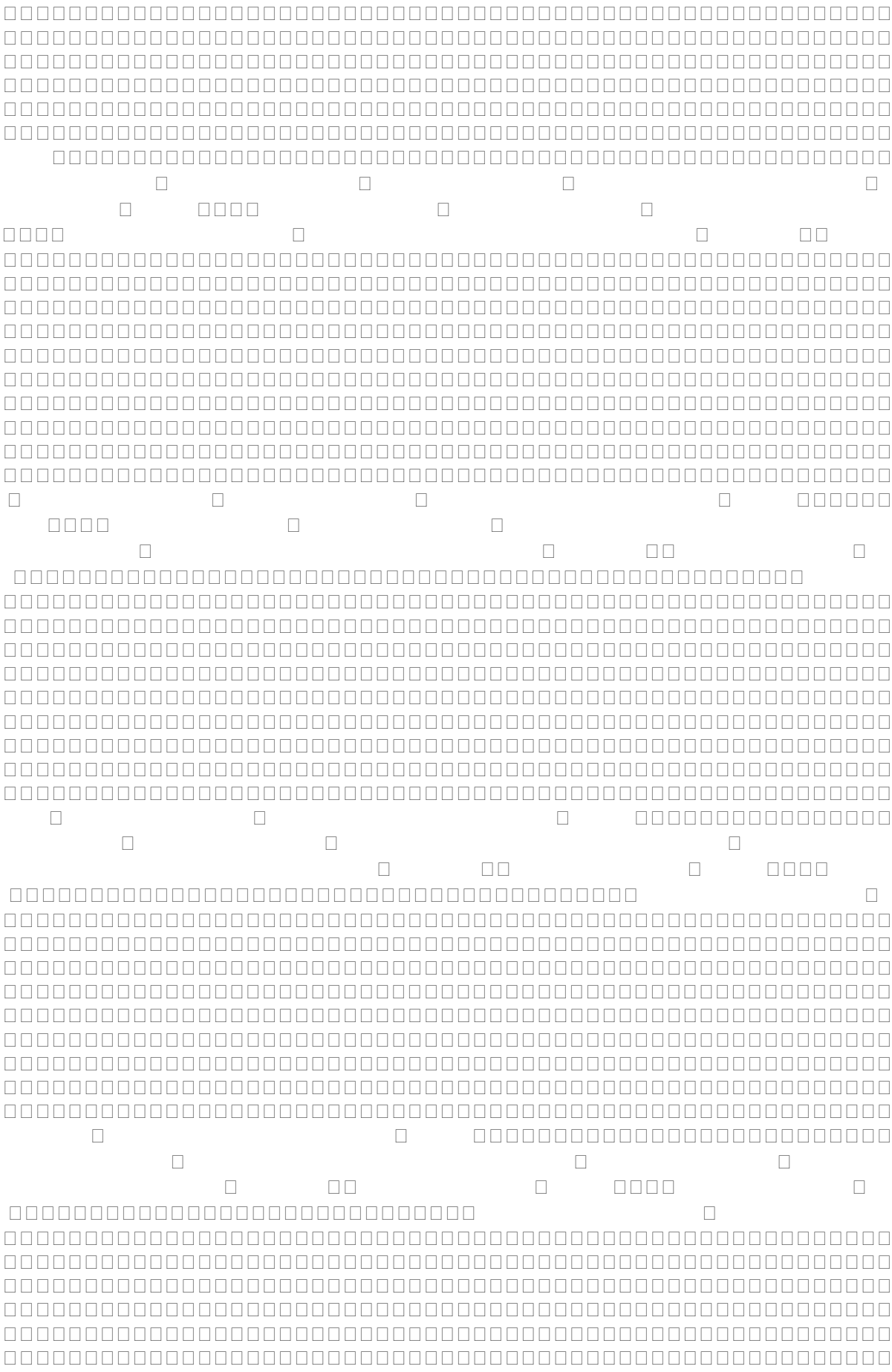
□ □ □□□□



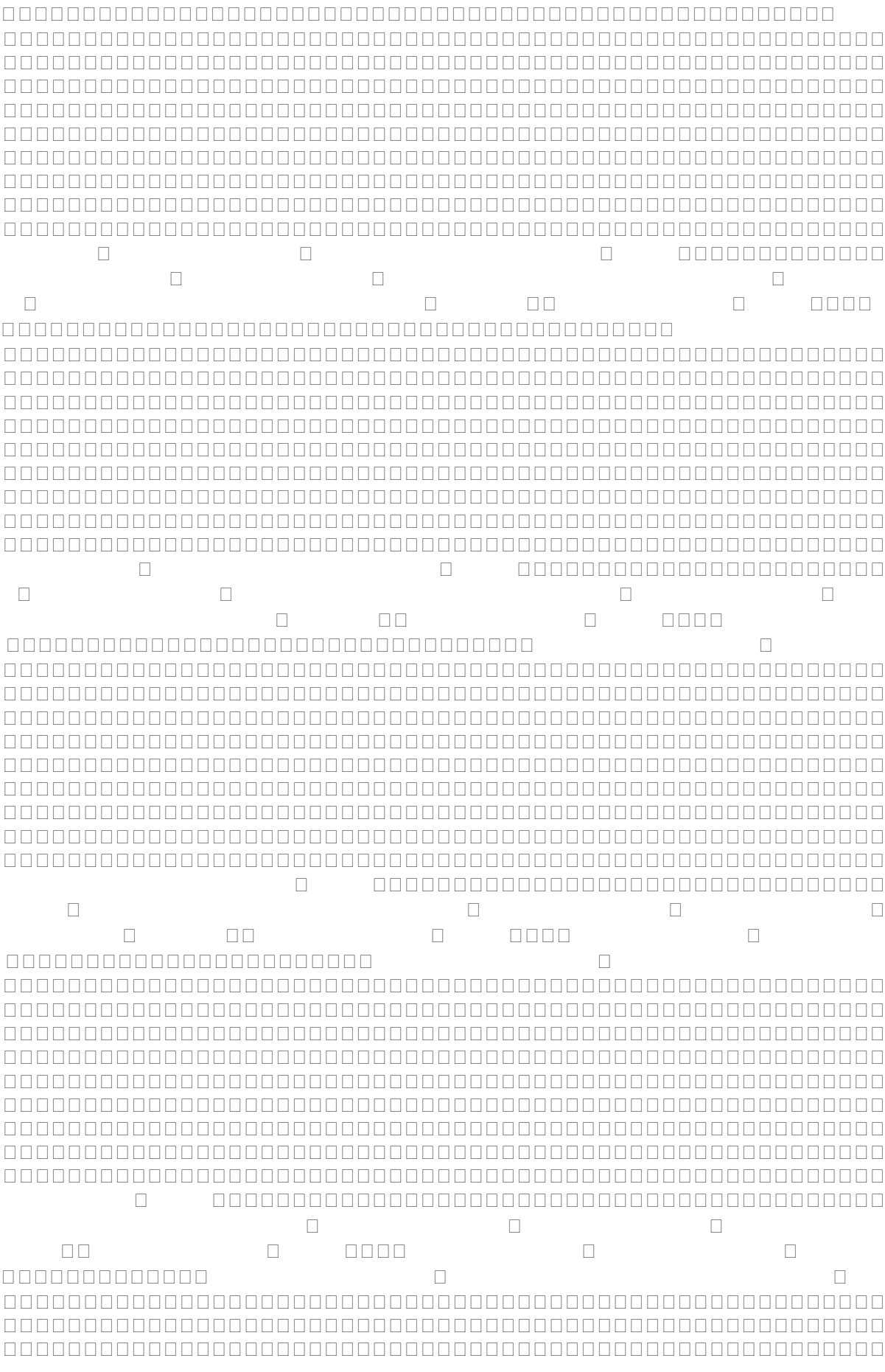


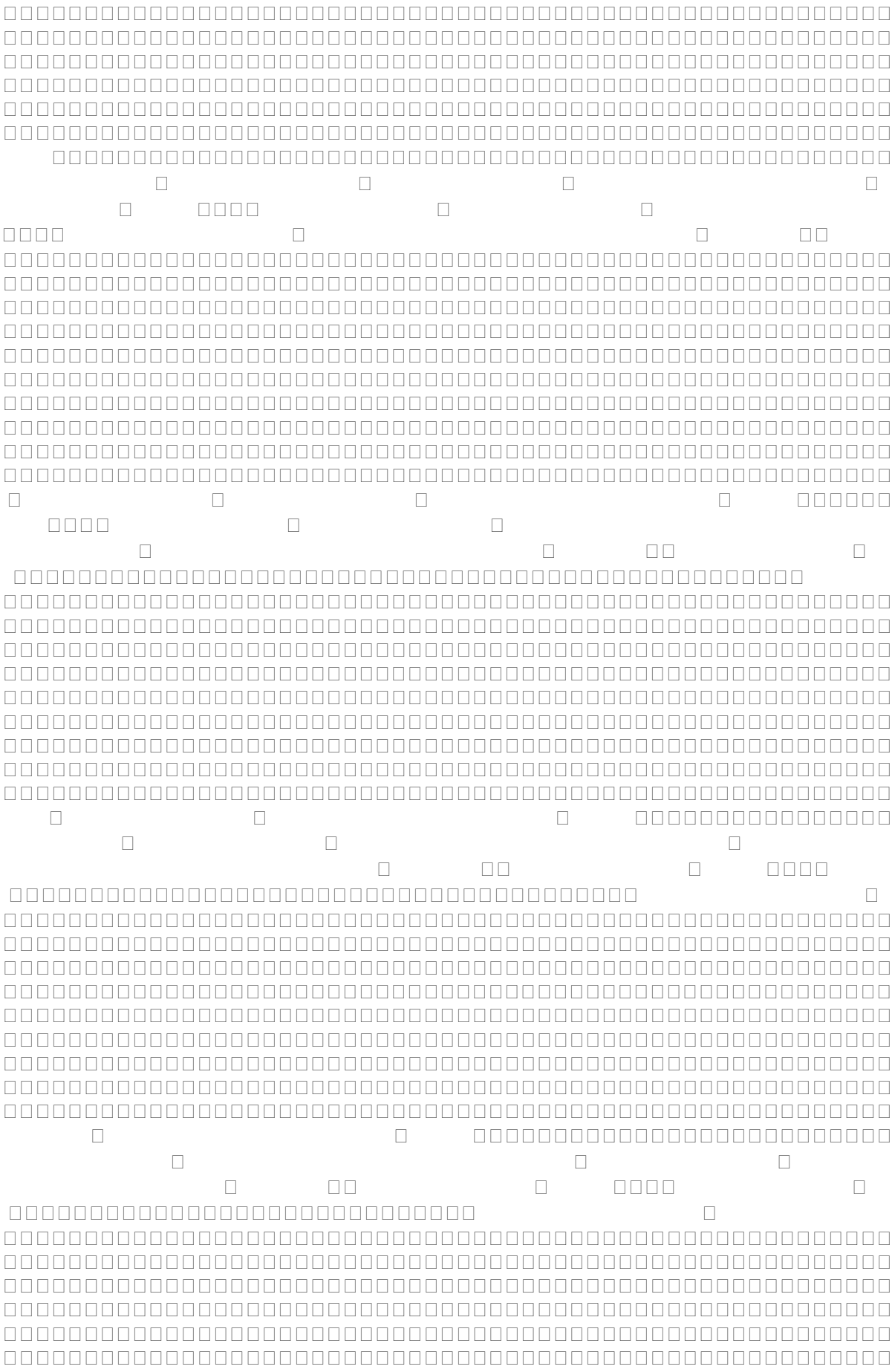
□ □ □□□□



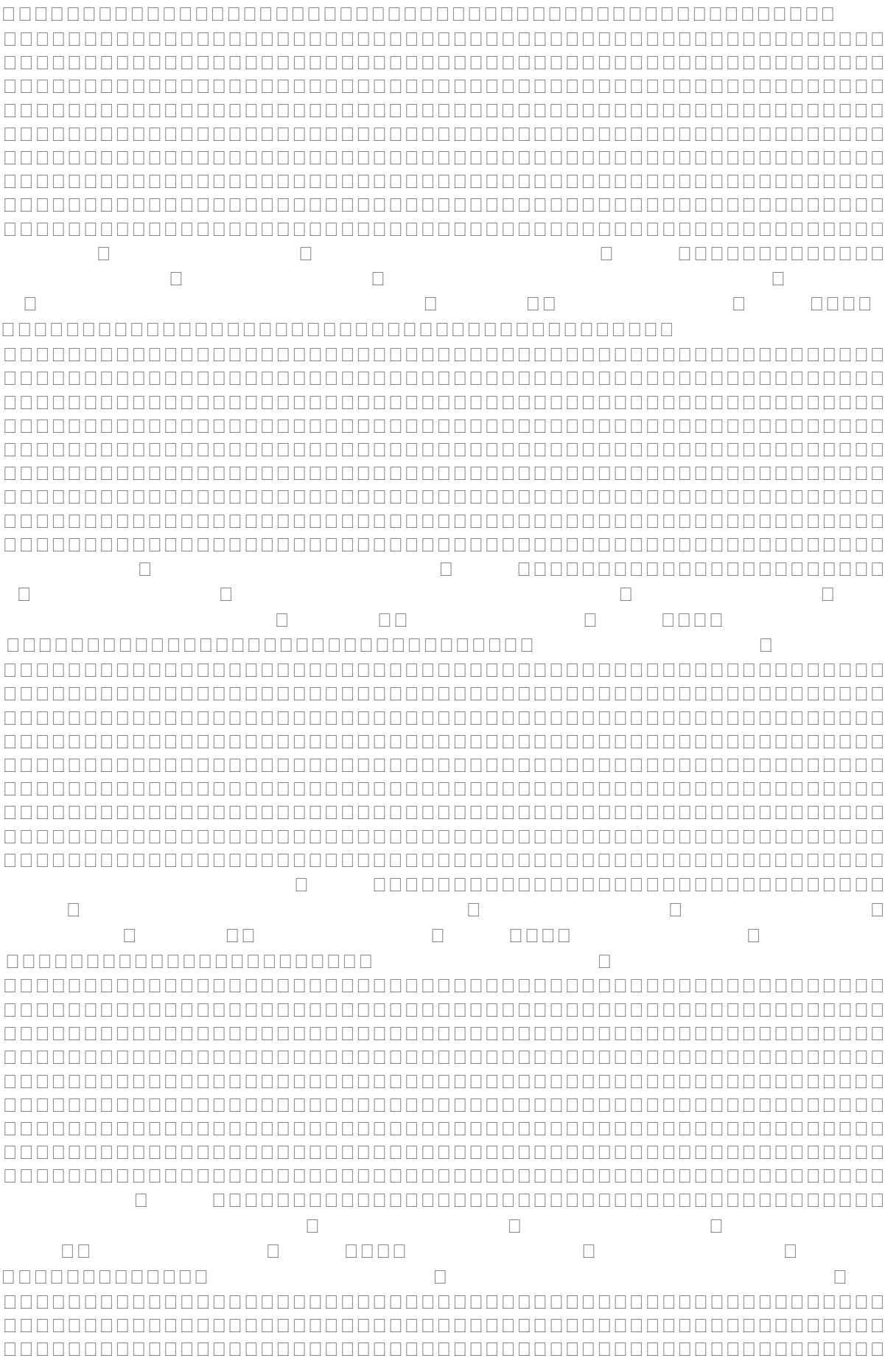


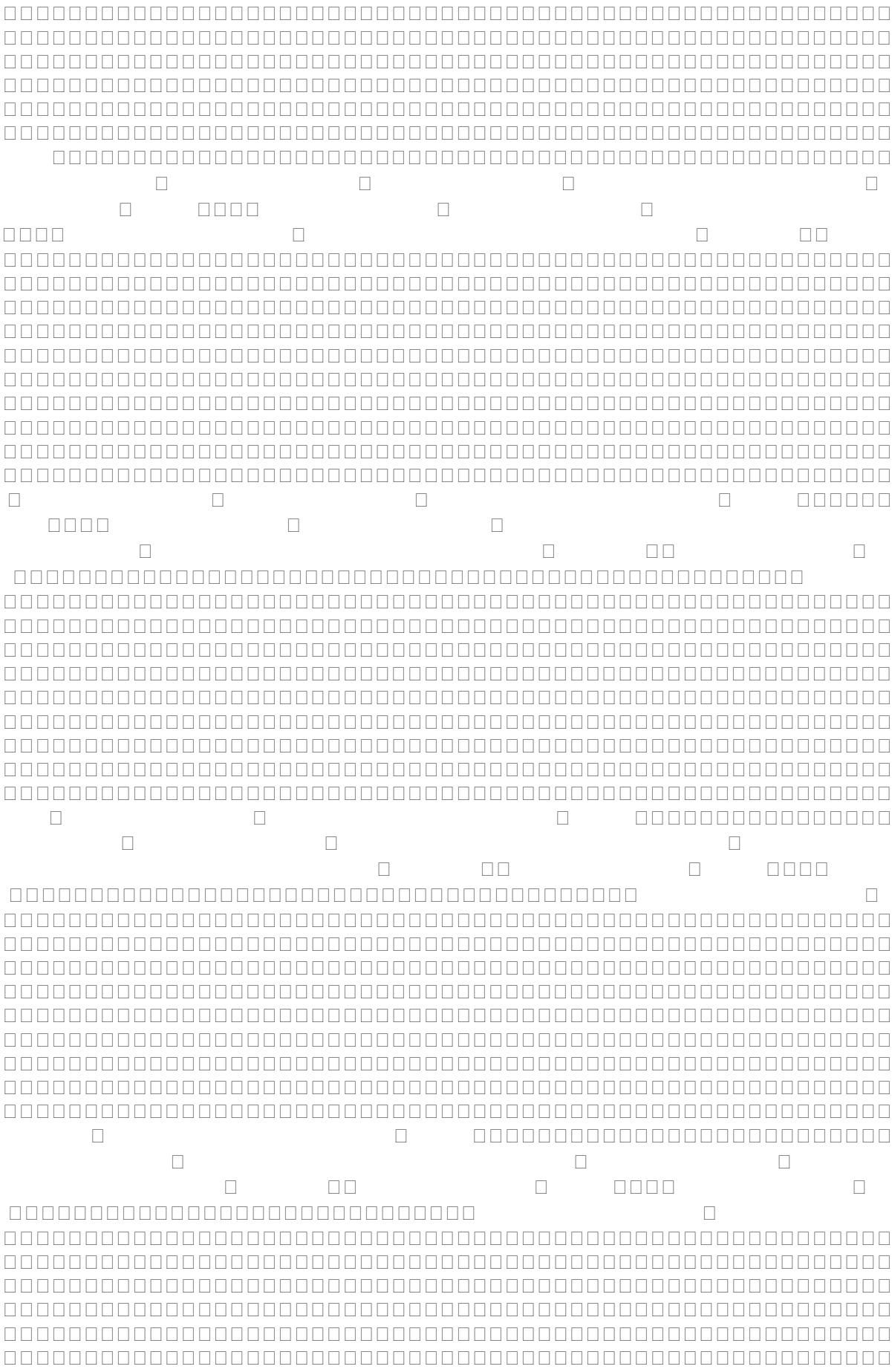
□ □ □□□□



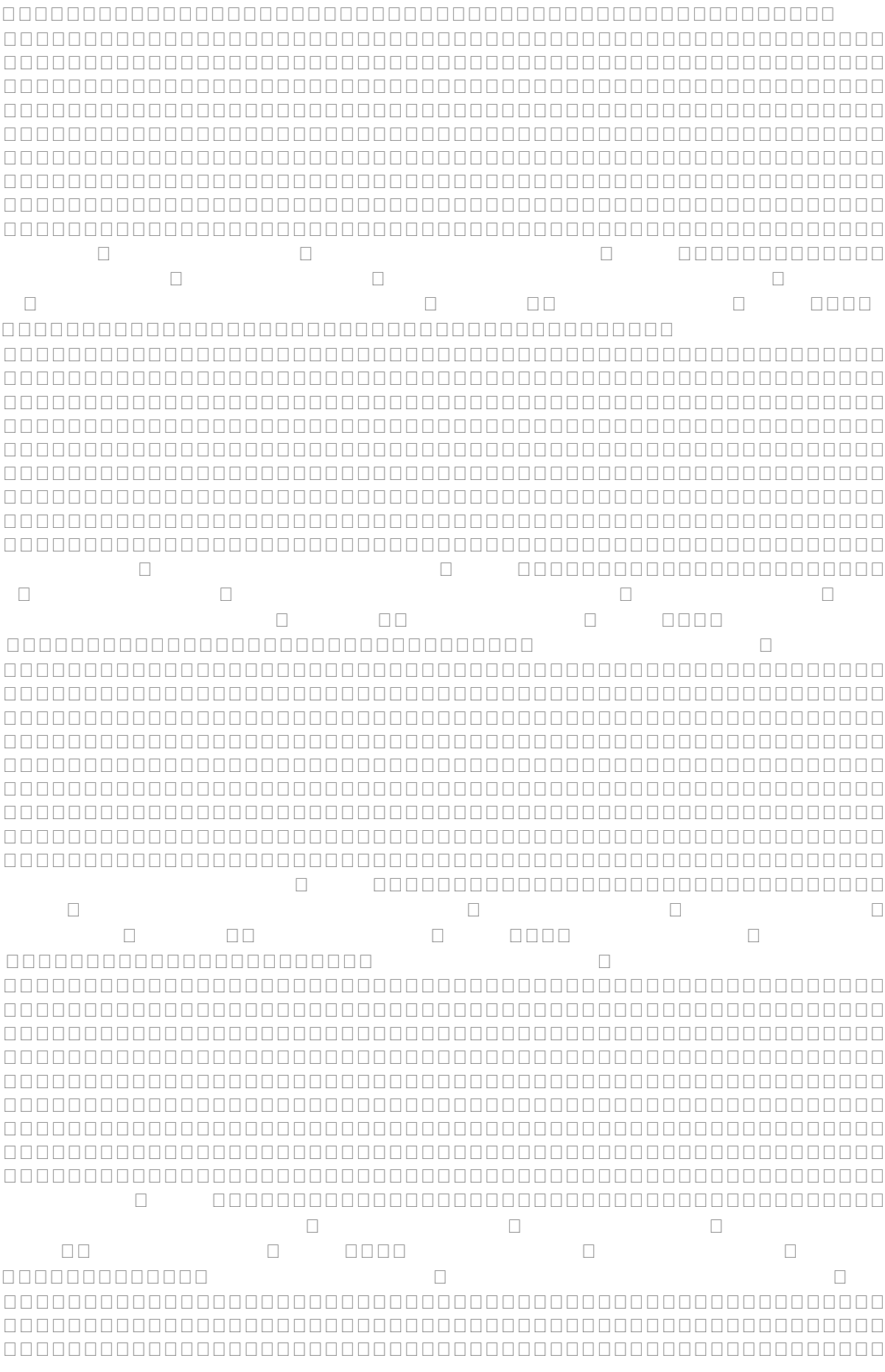


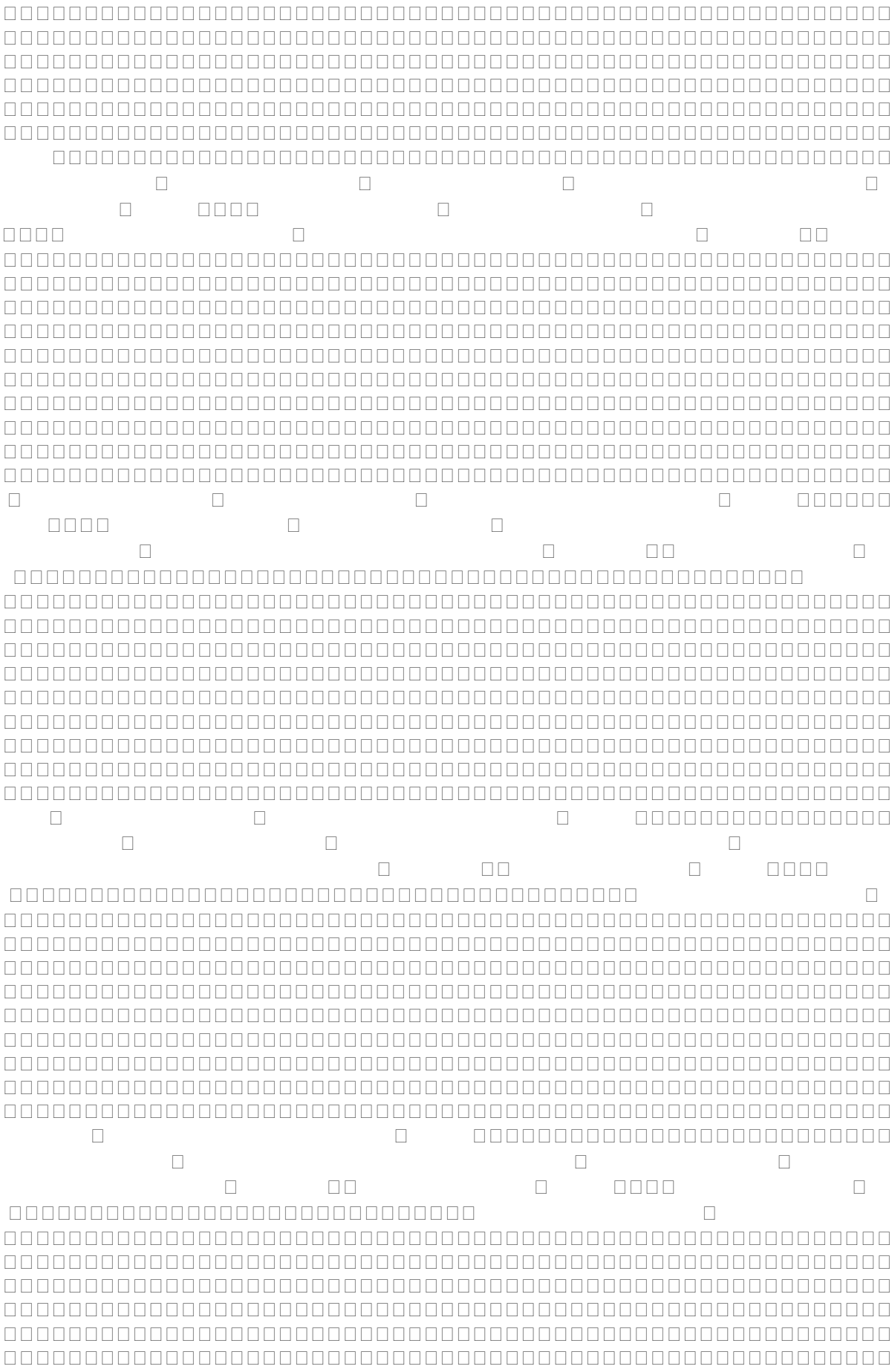
□ □ □□□□



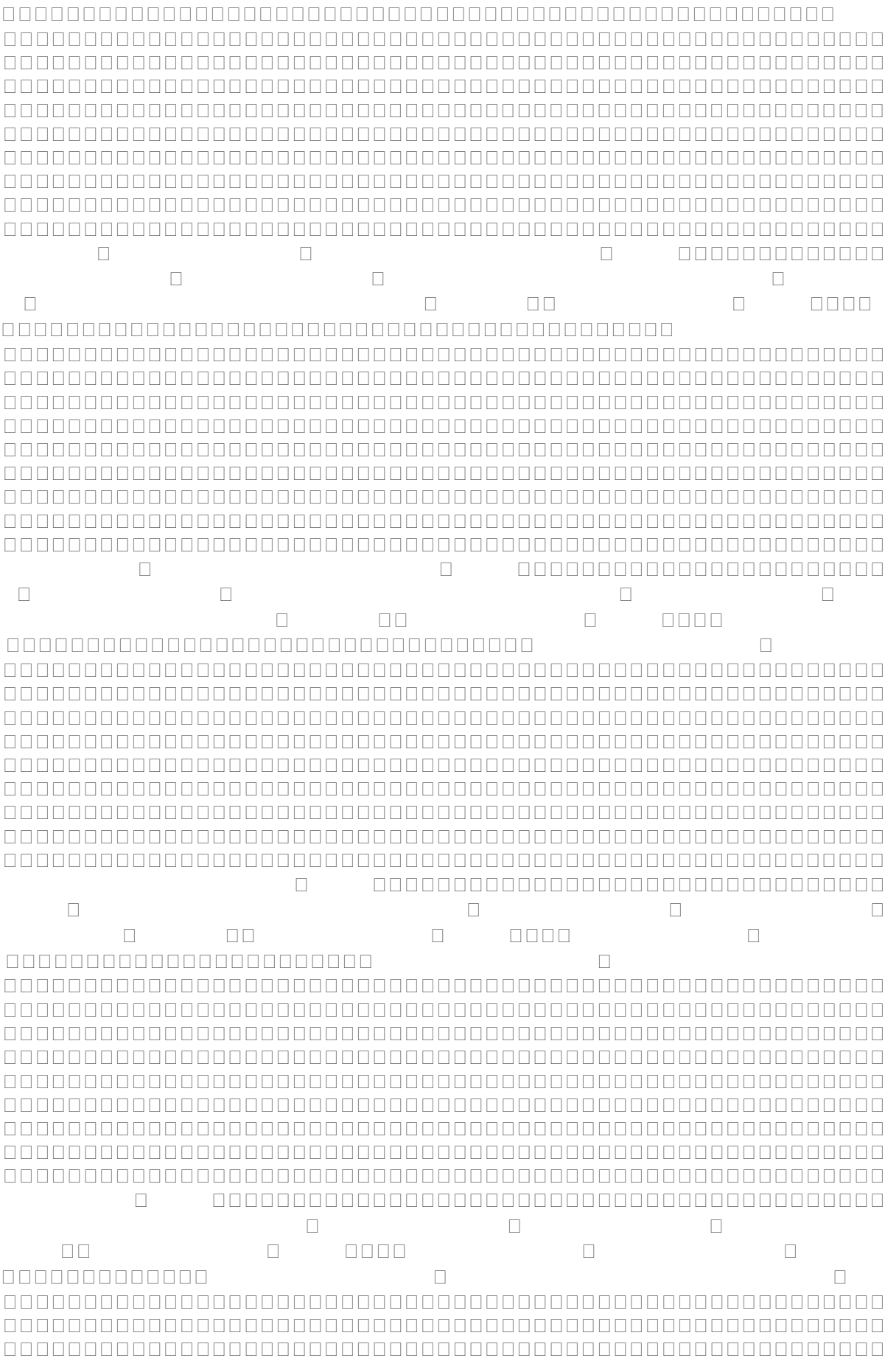


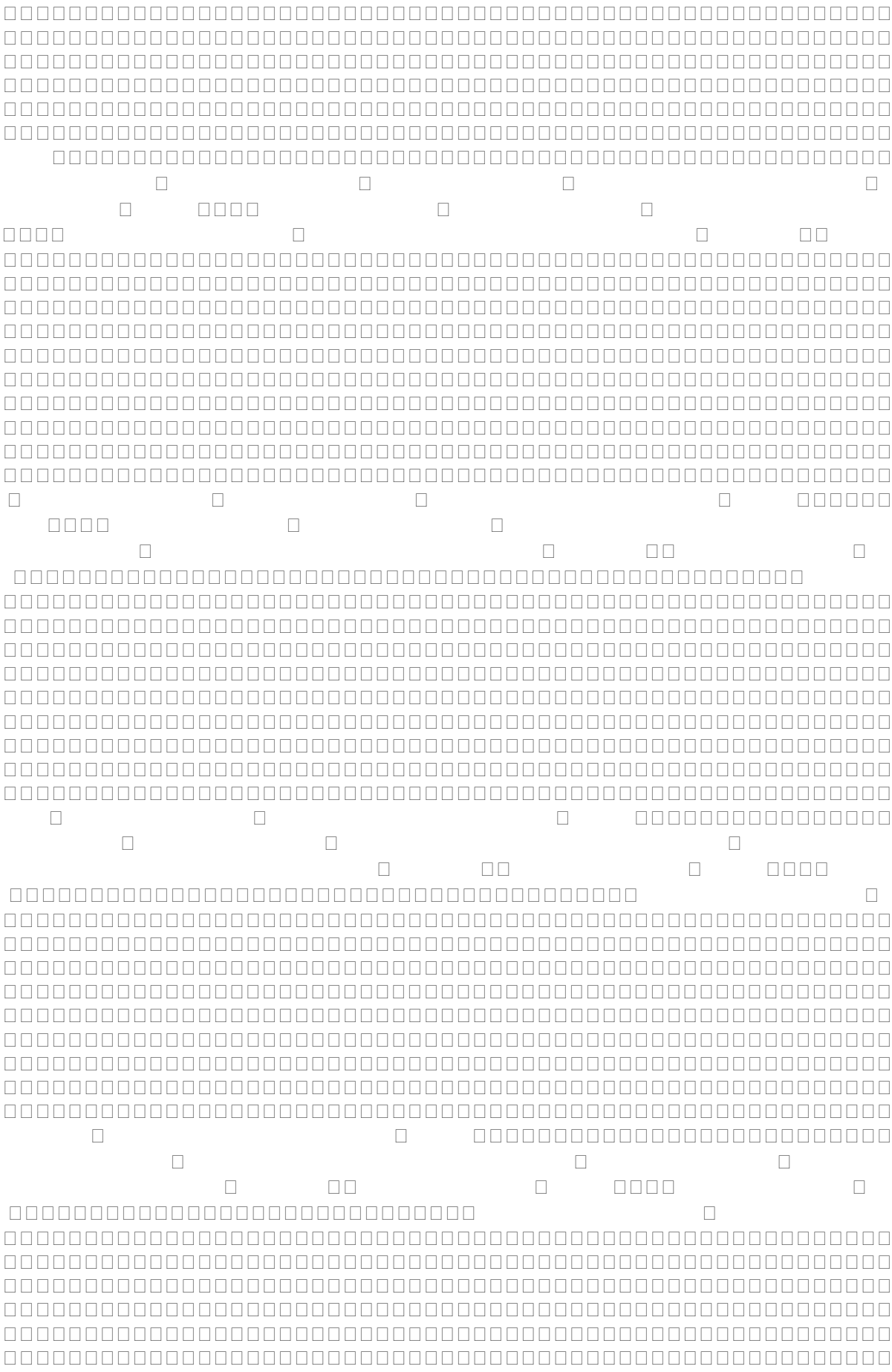
□ □ □□□□



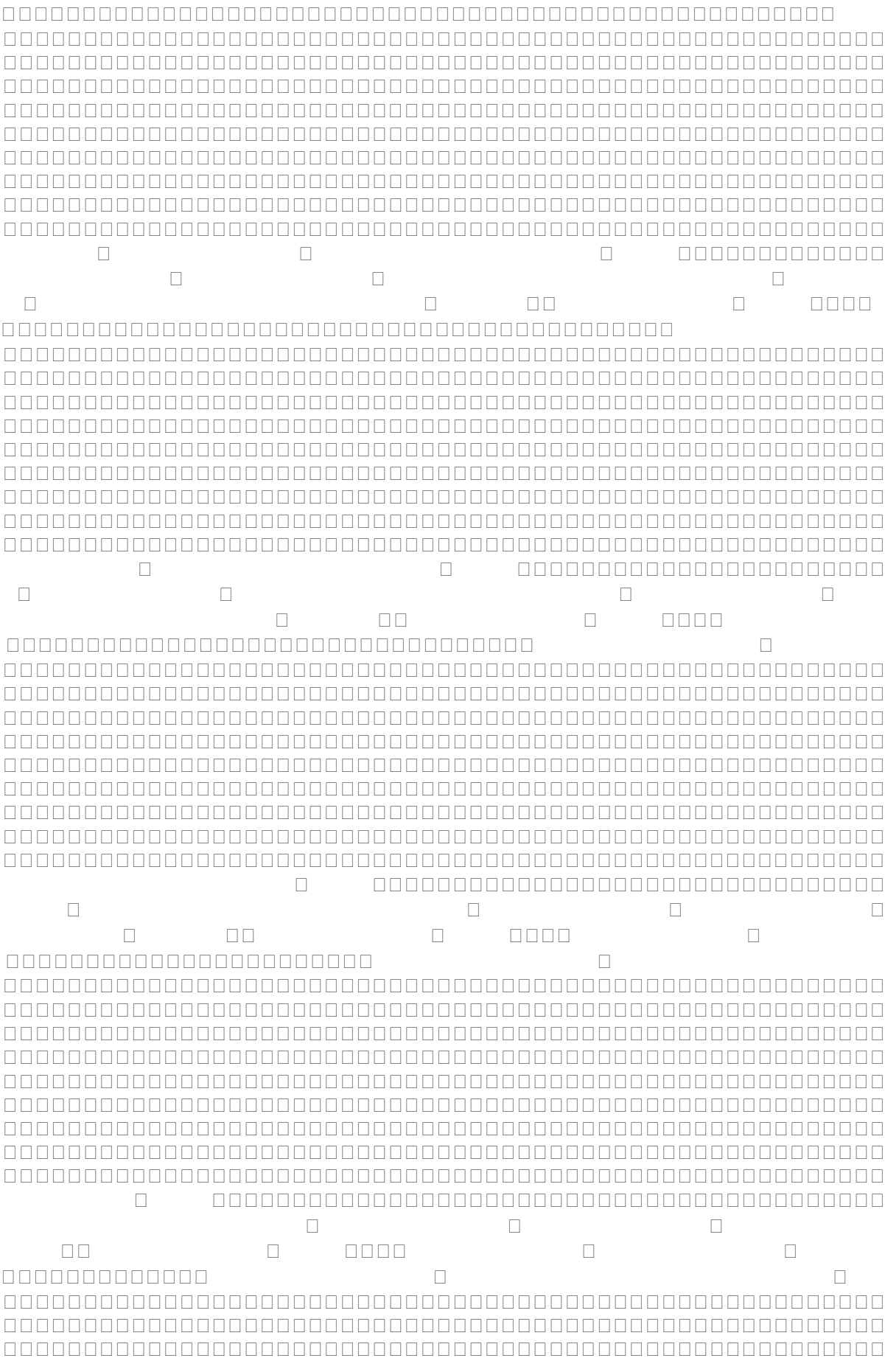


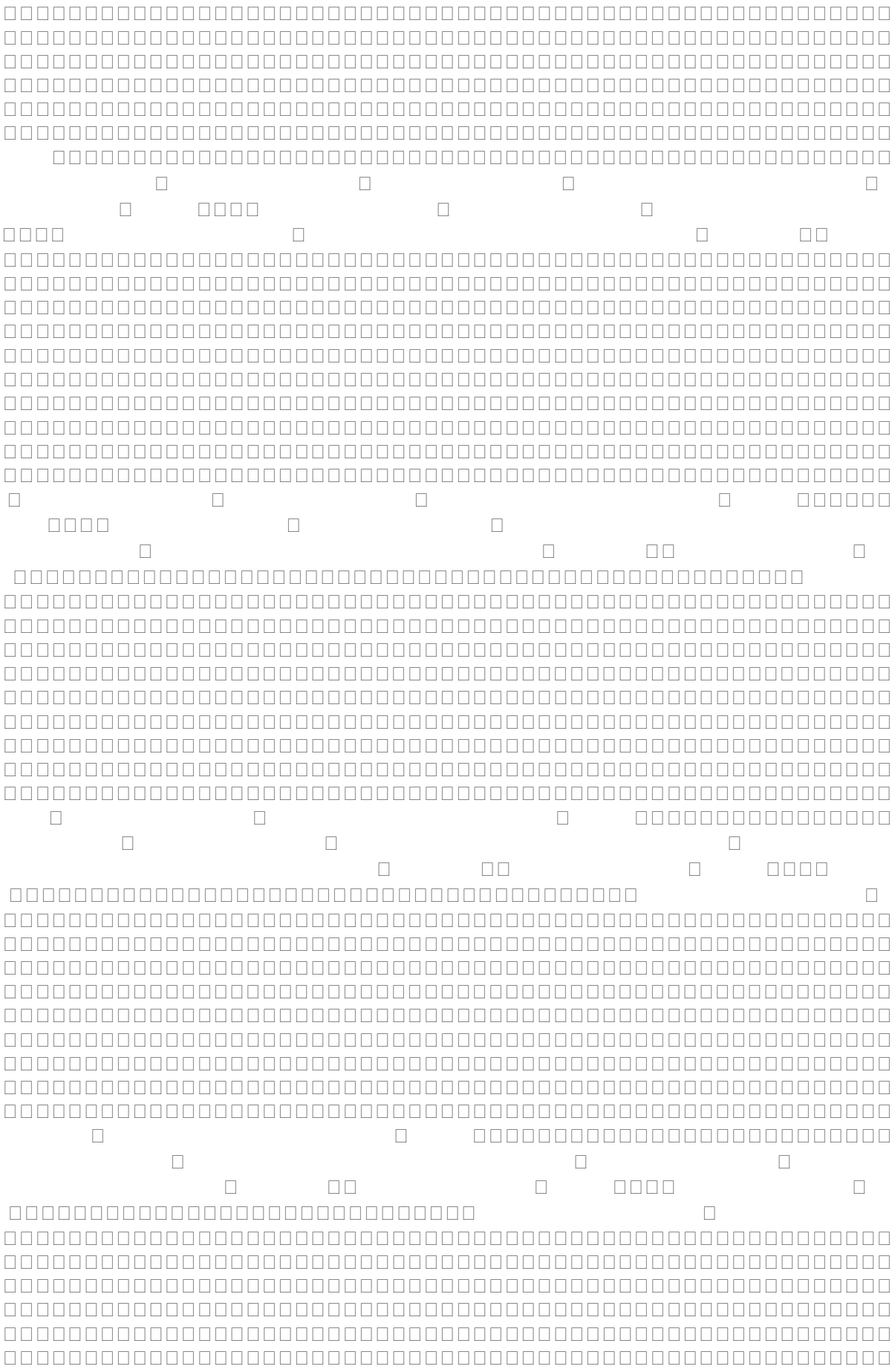
□ □ □□□□



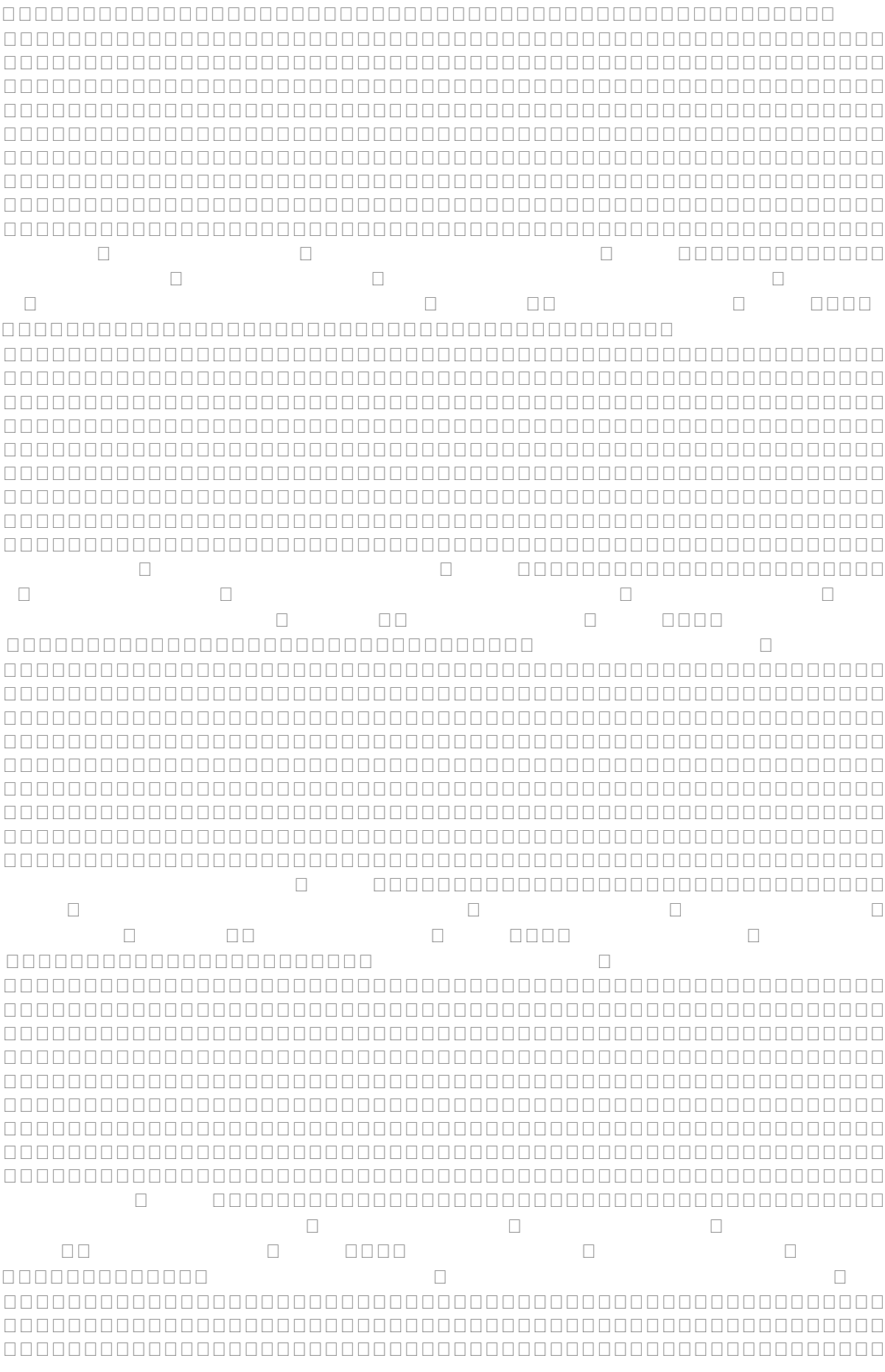


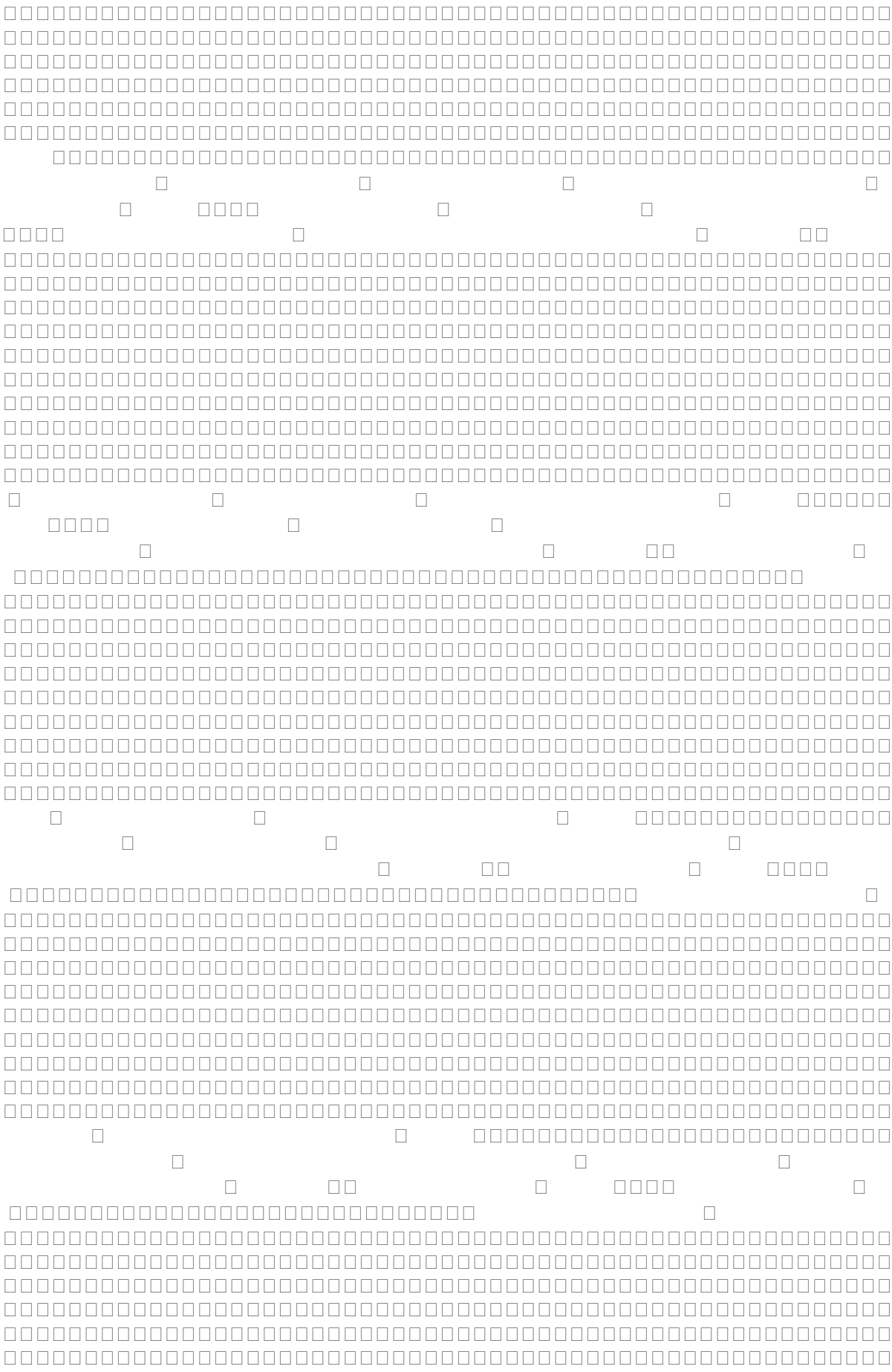
□ □ □□□□



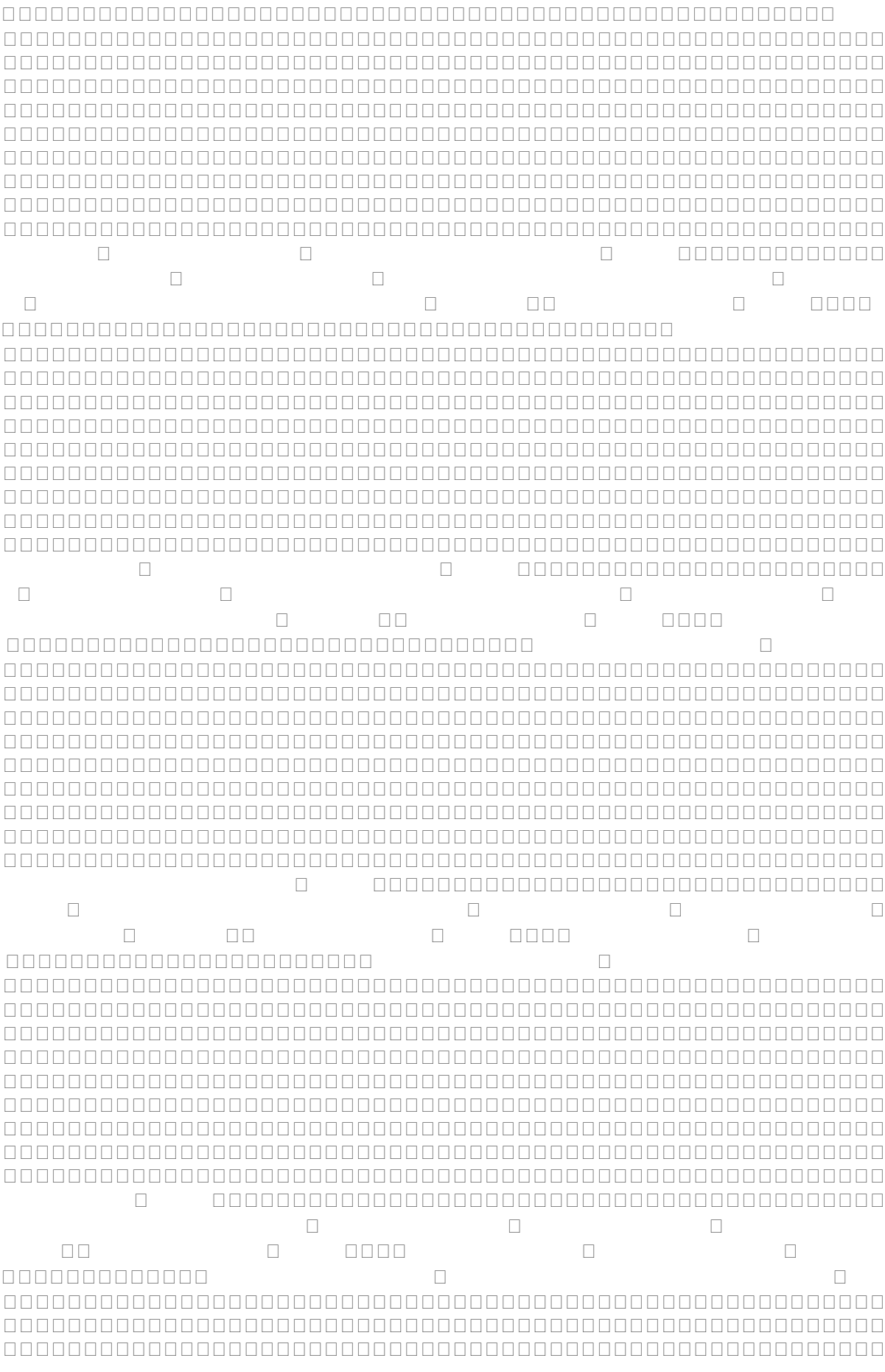


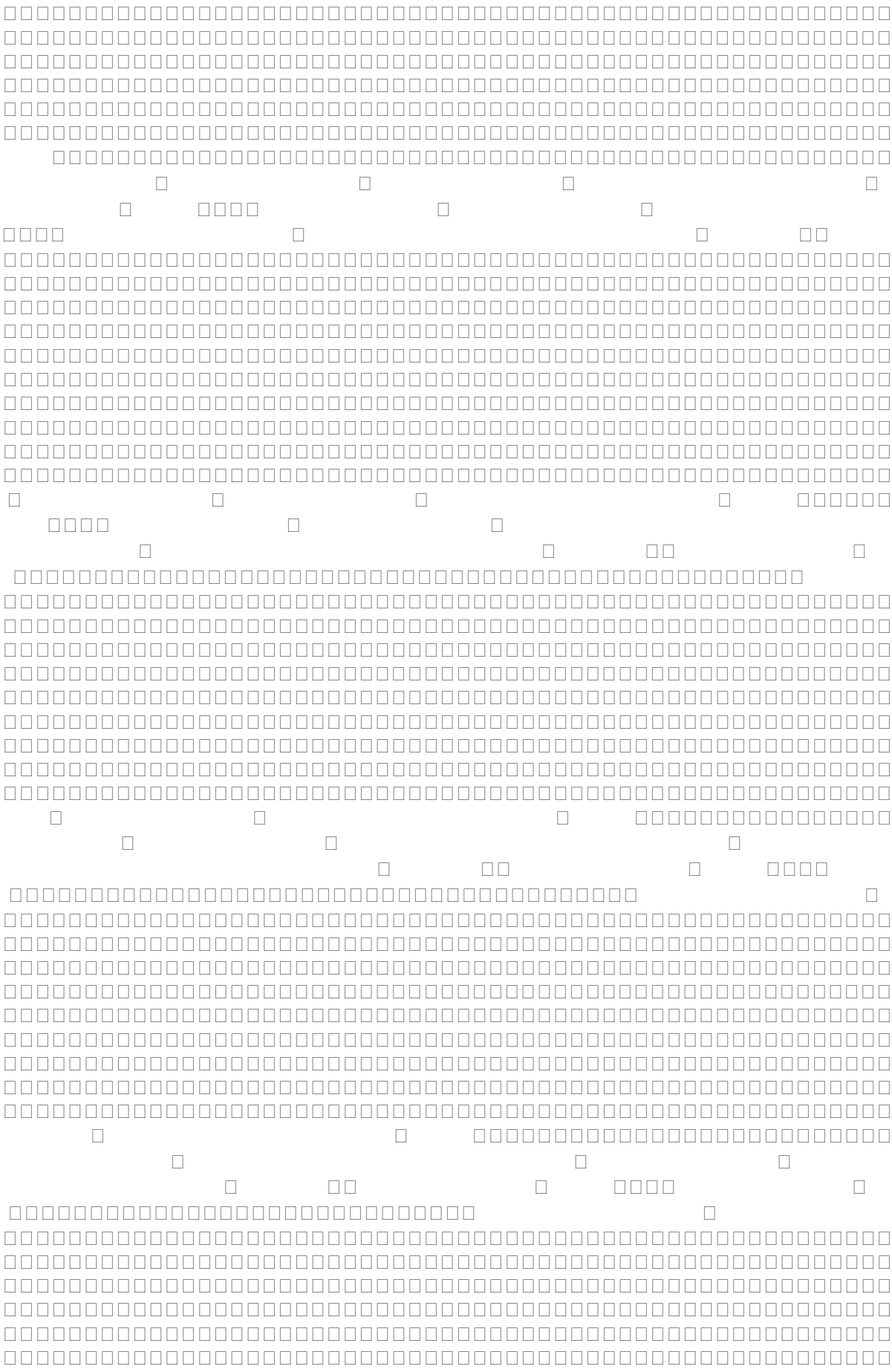
□ □ □□□□



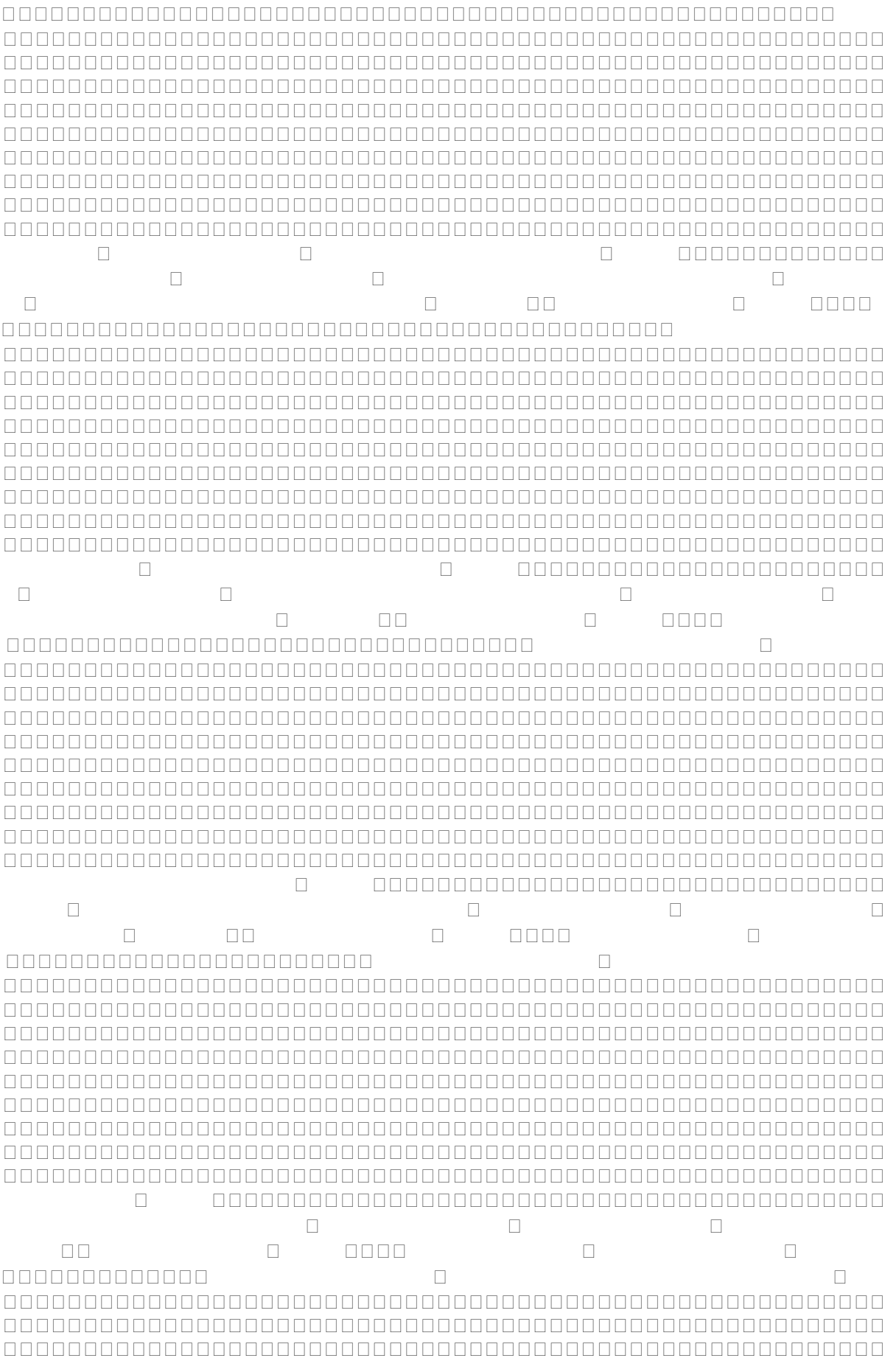


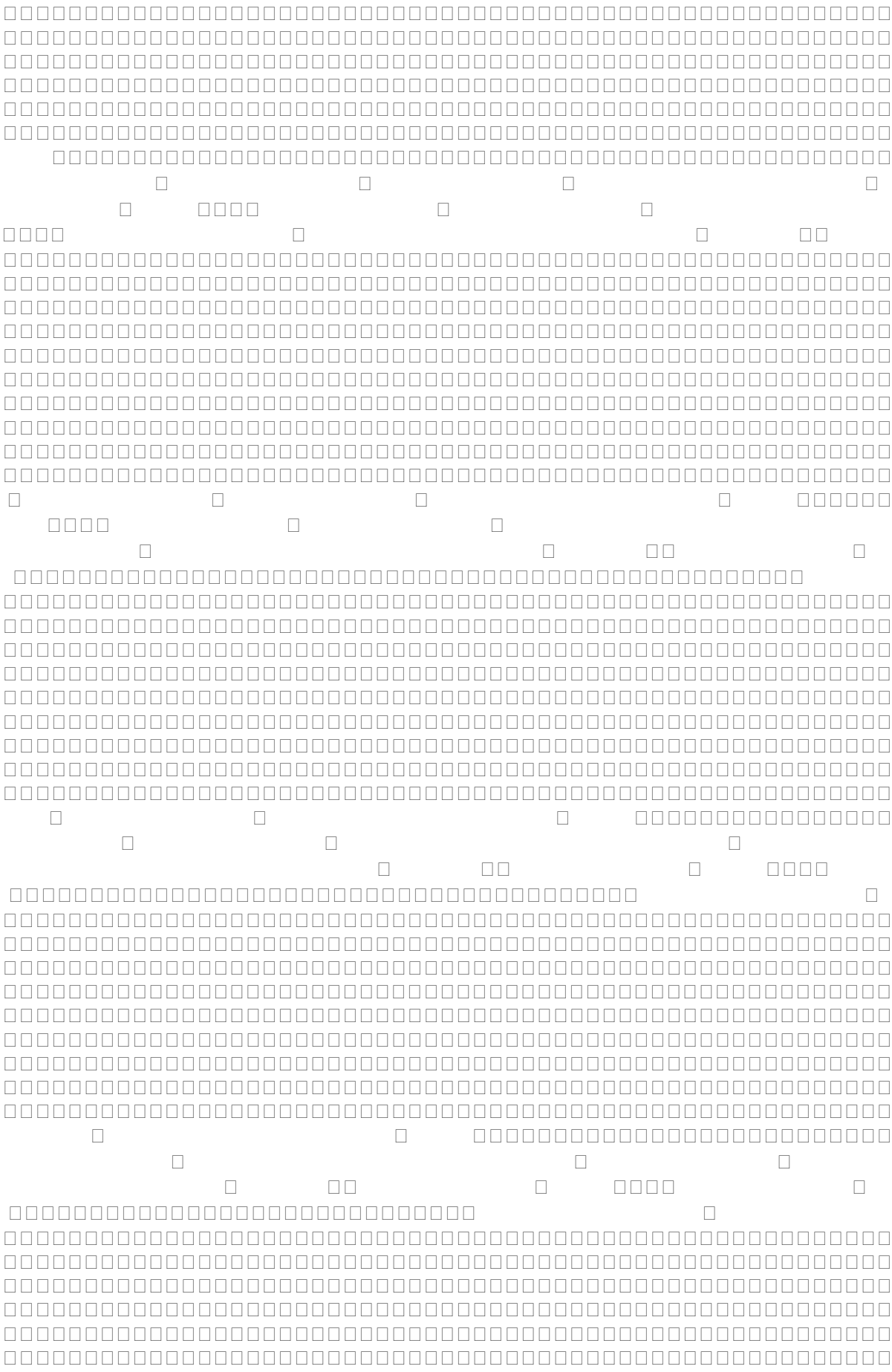
□ □ □□□□



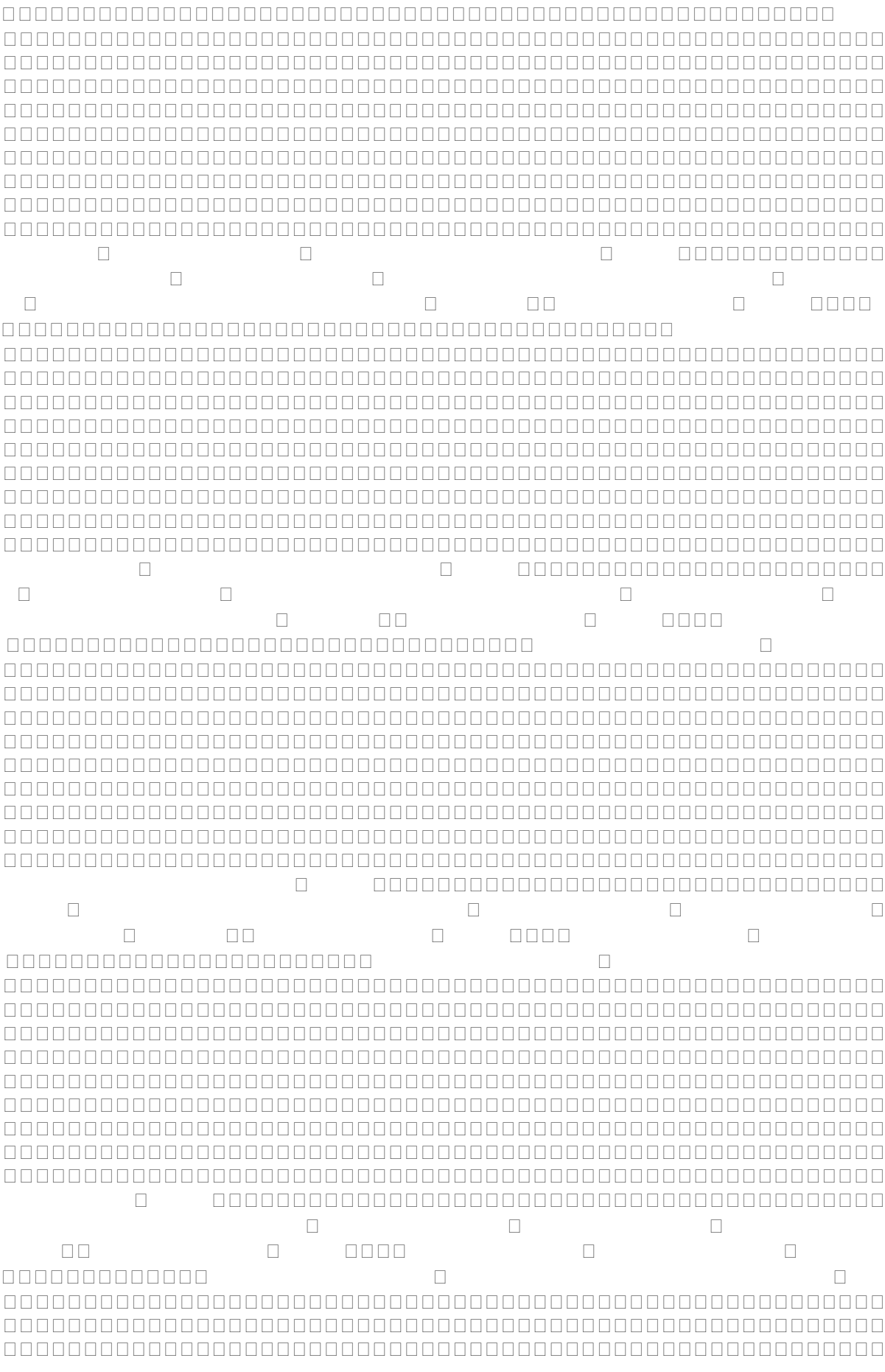


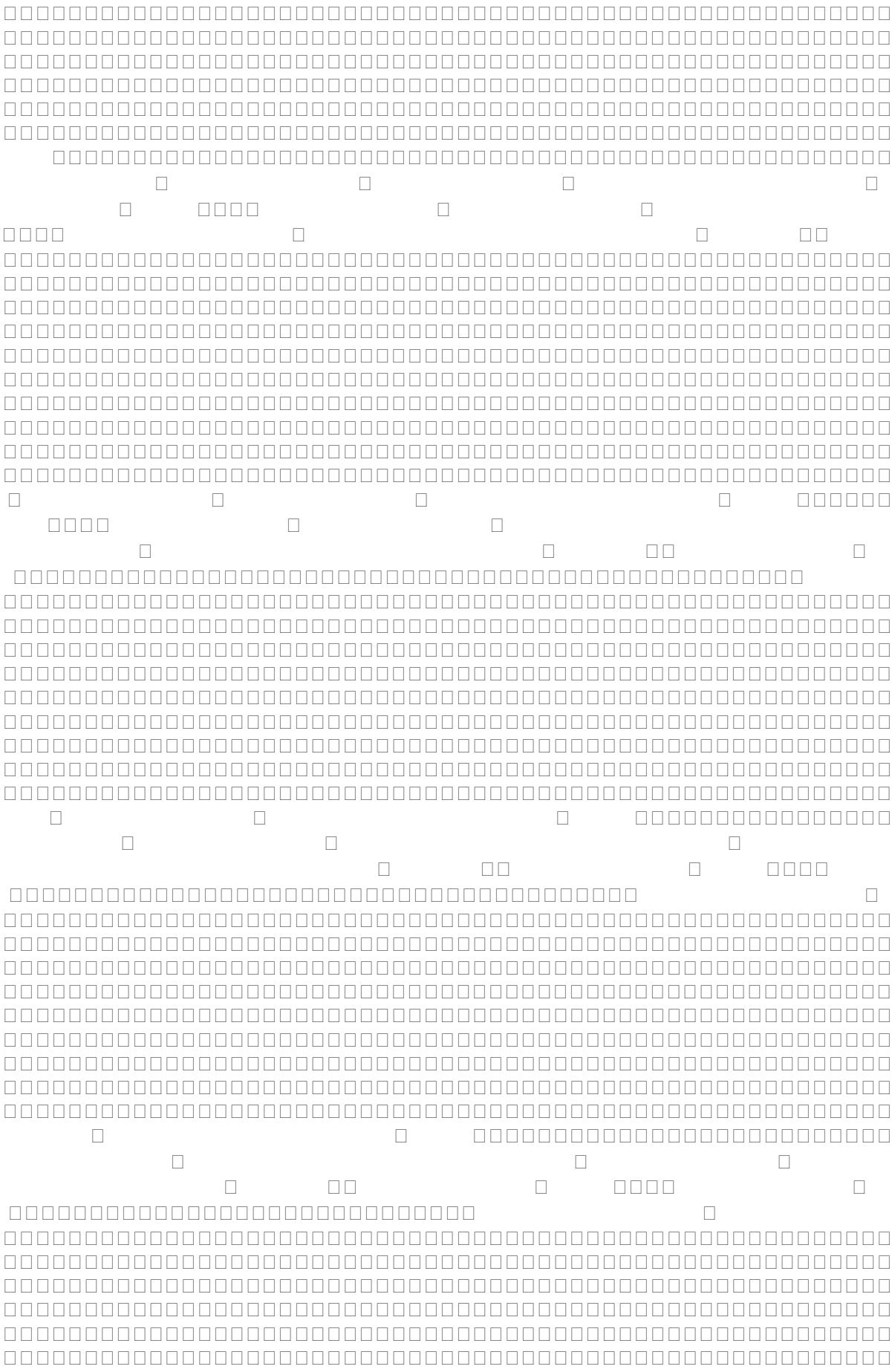
□ □ □□□□



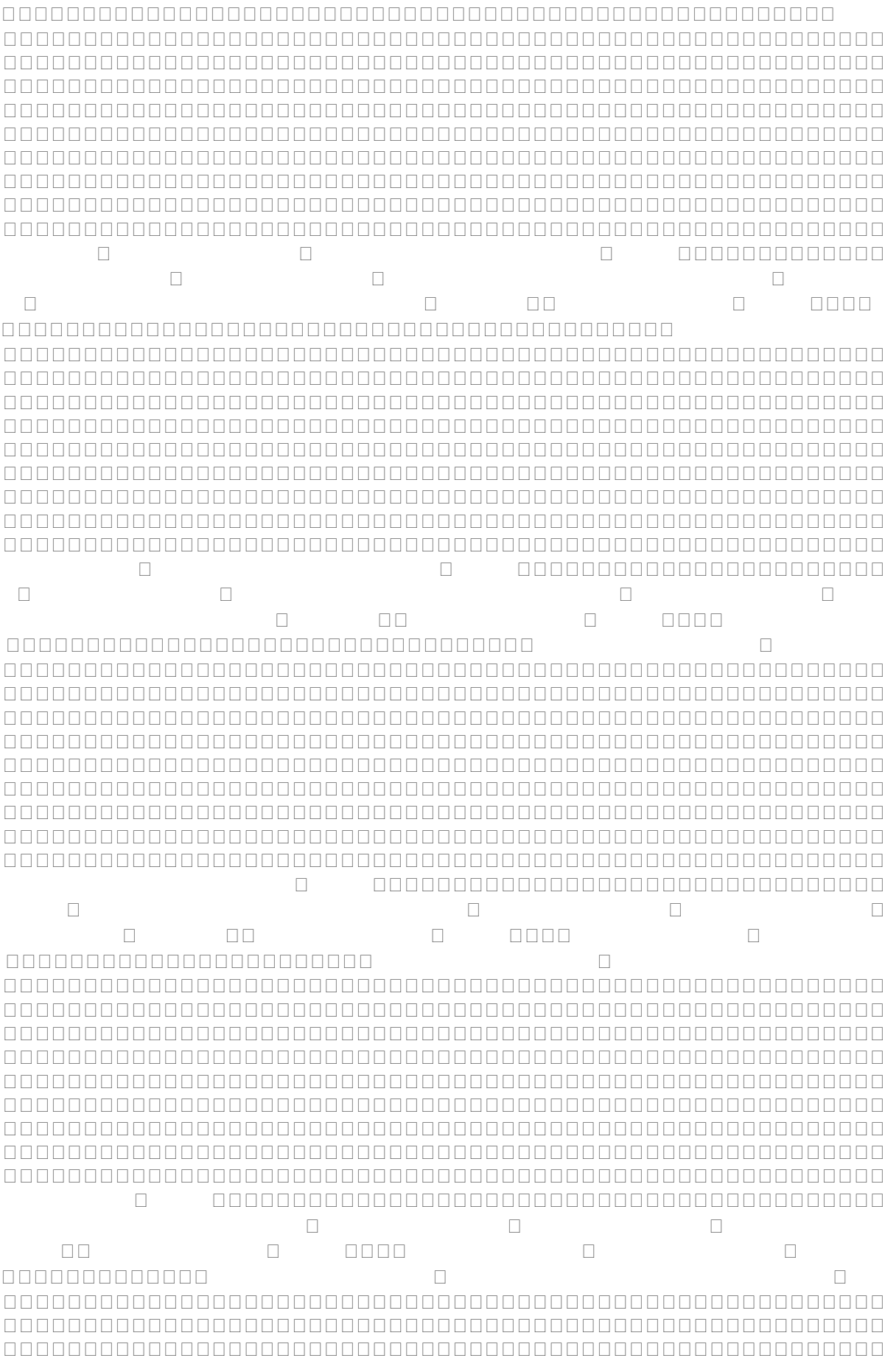


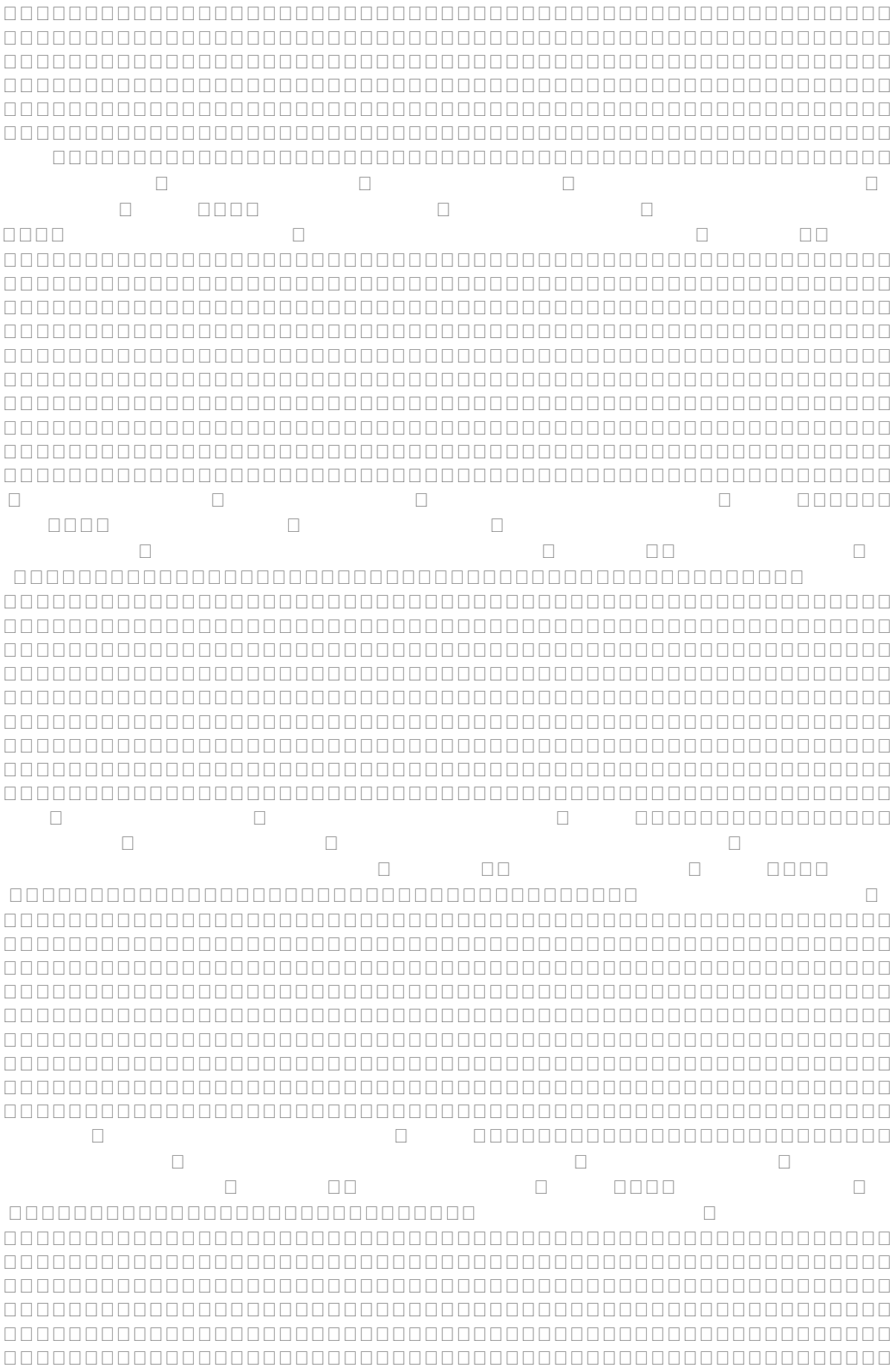
□ □ □□□□



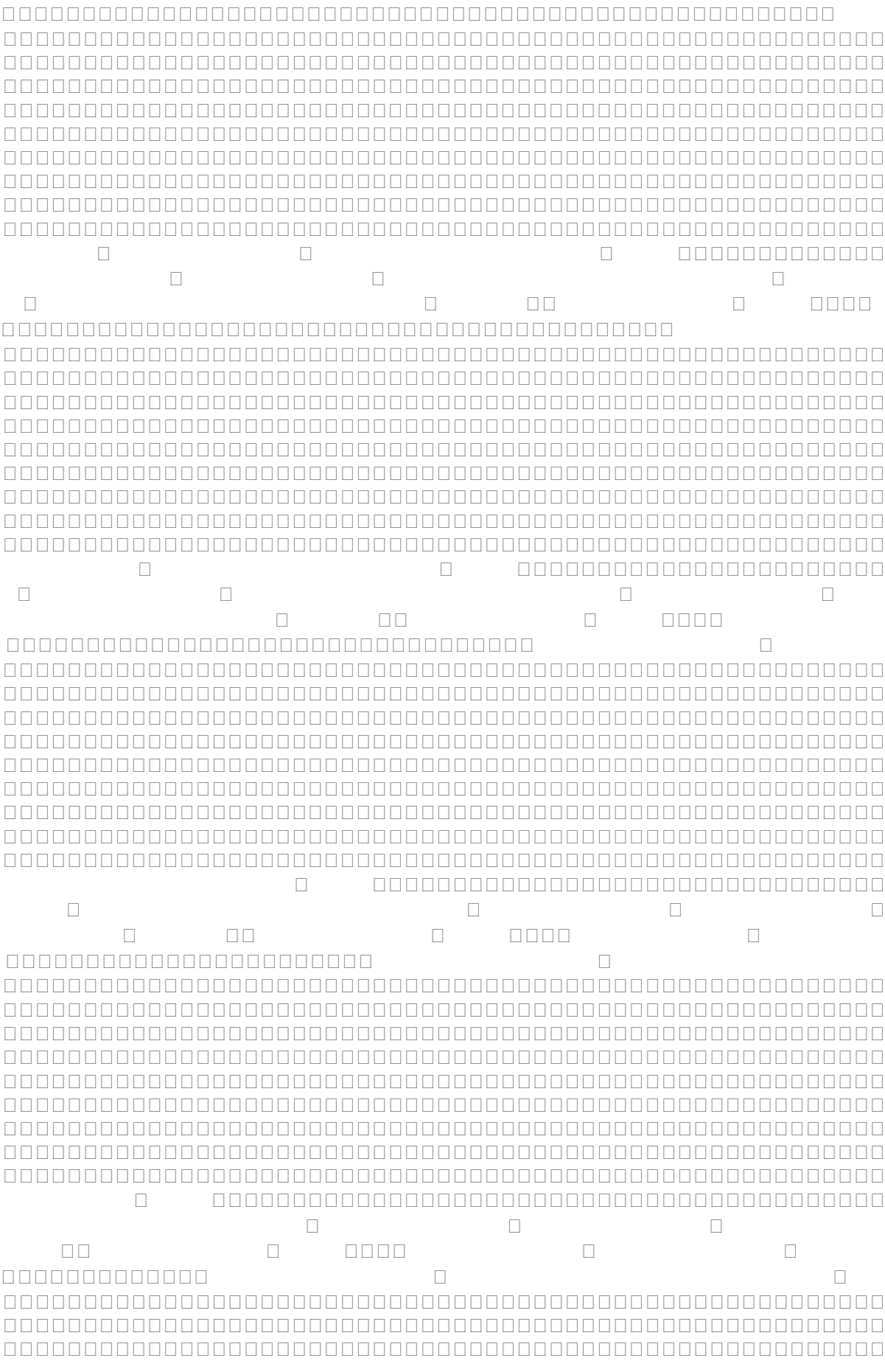


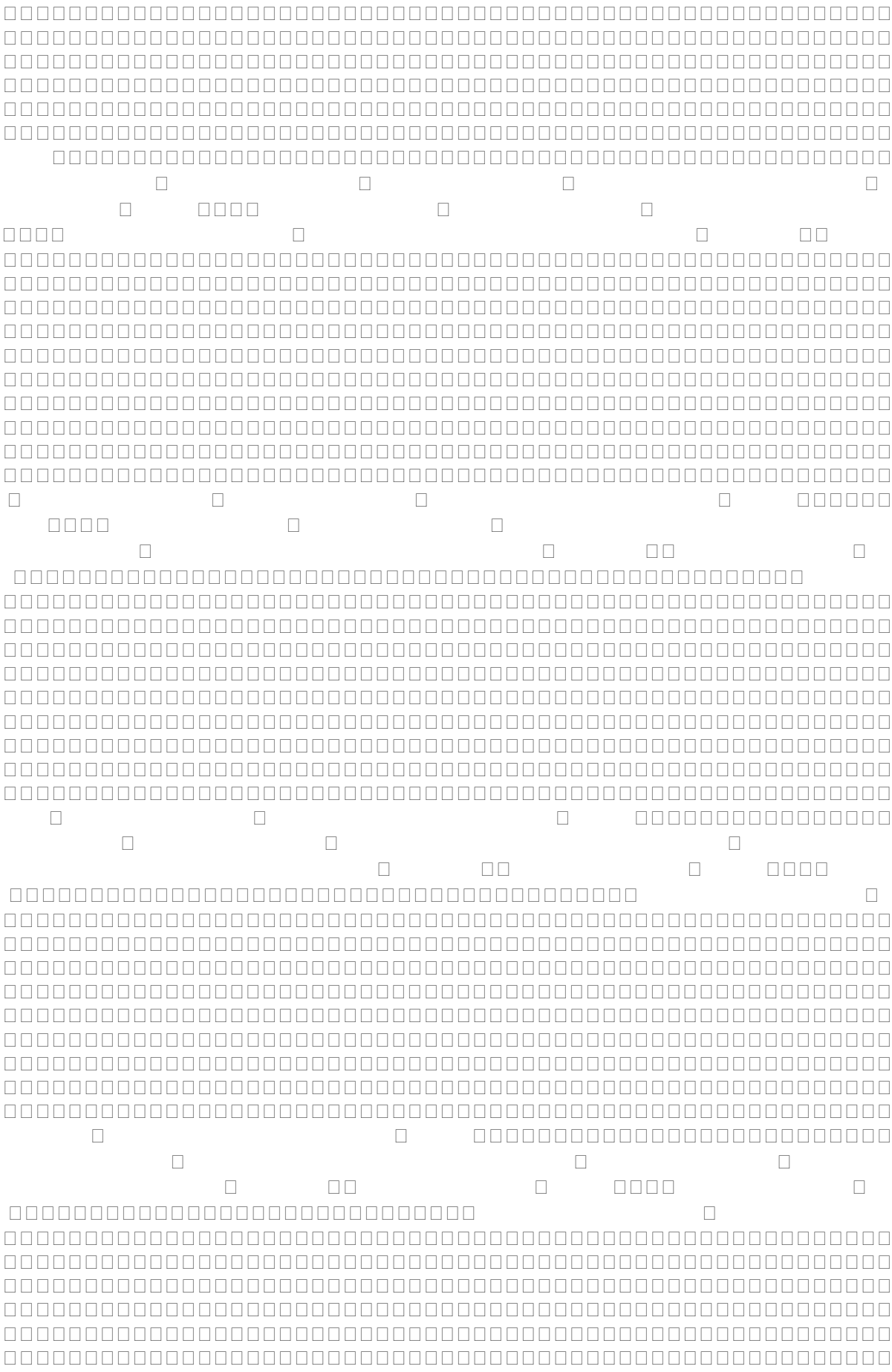
□ □ □□□□



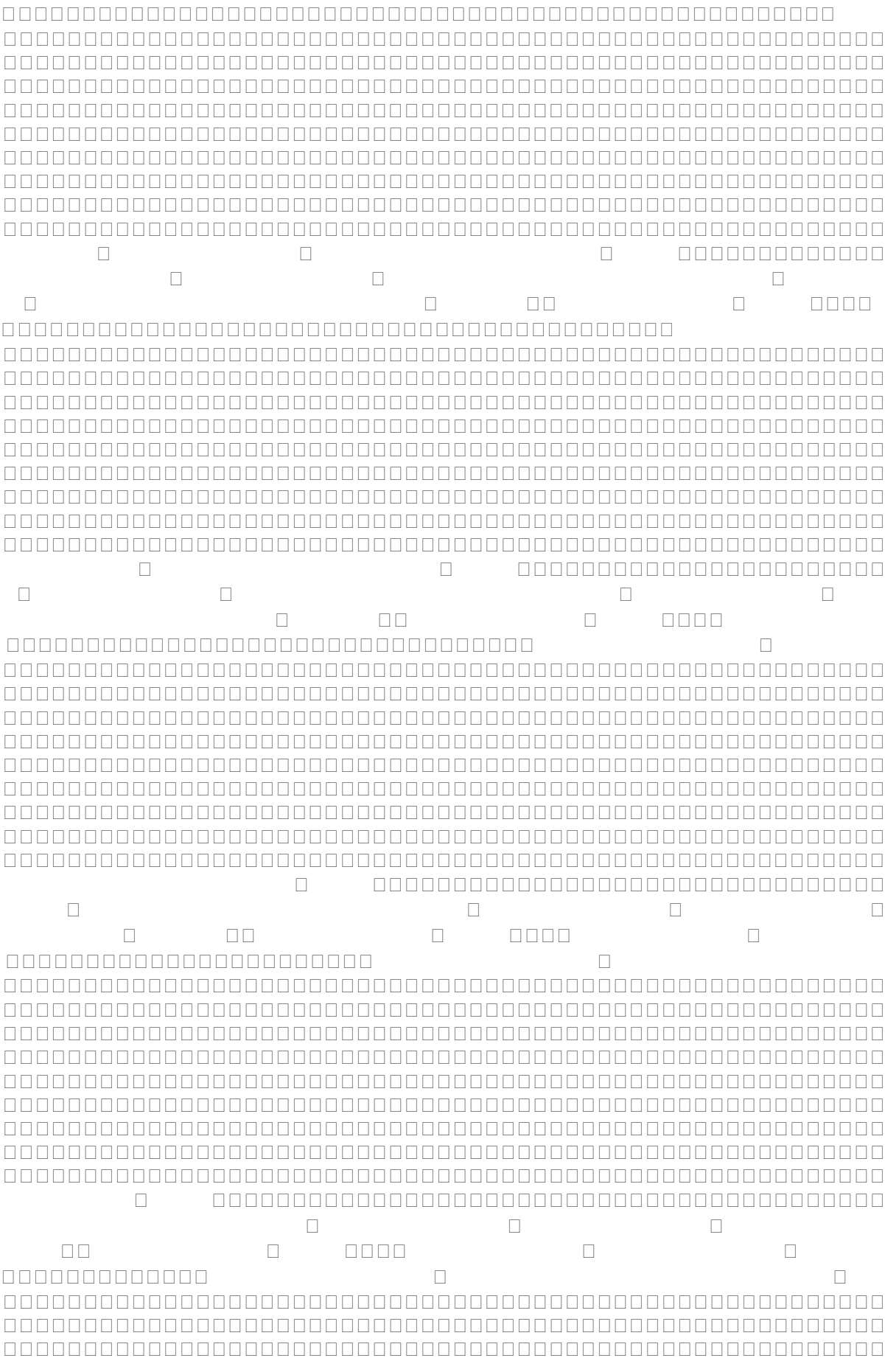


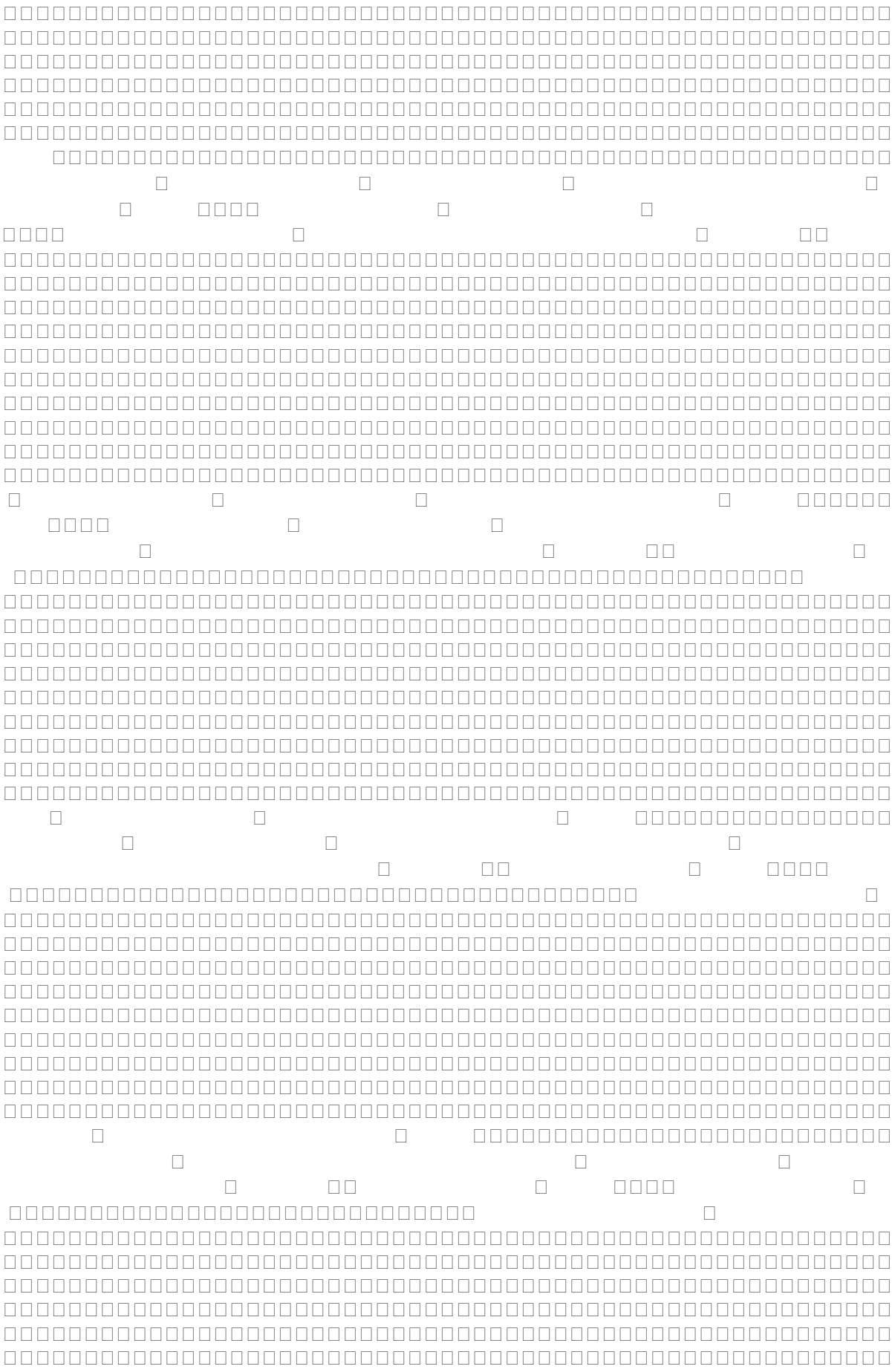
□ □ □□□□



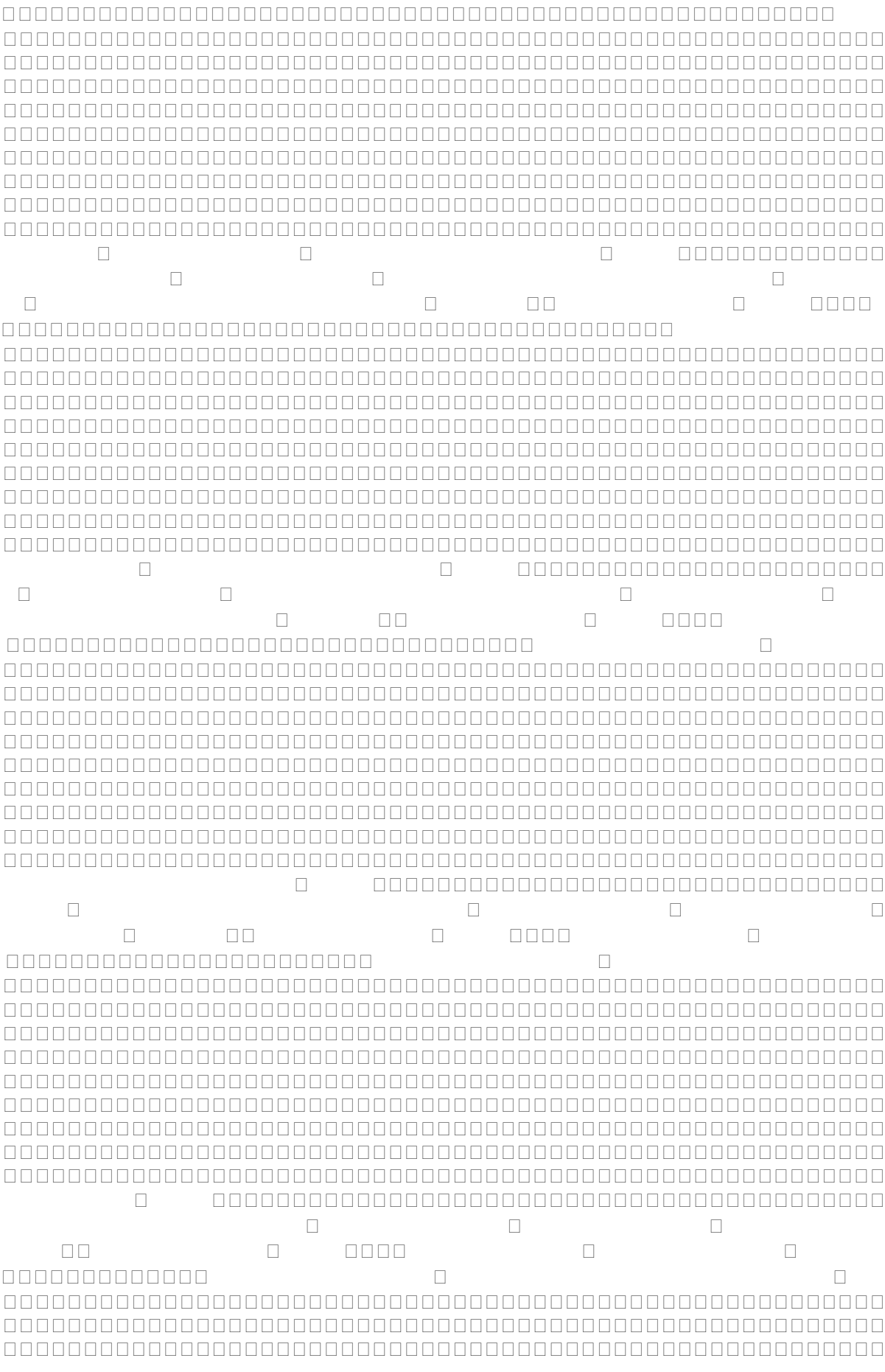


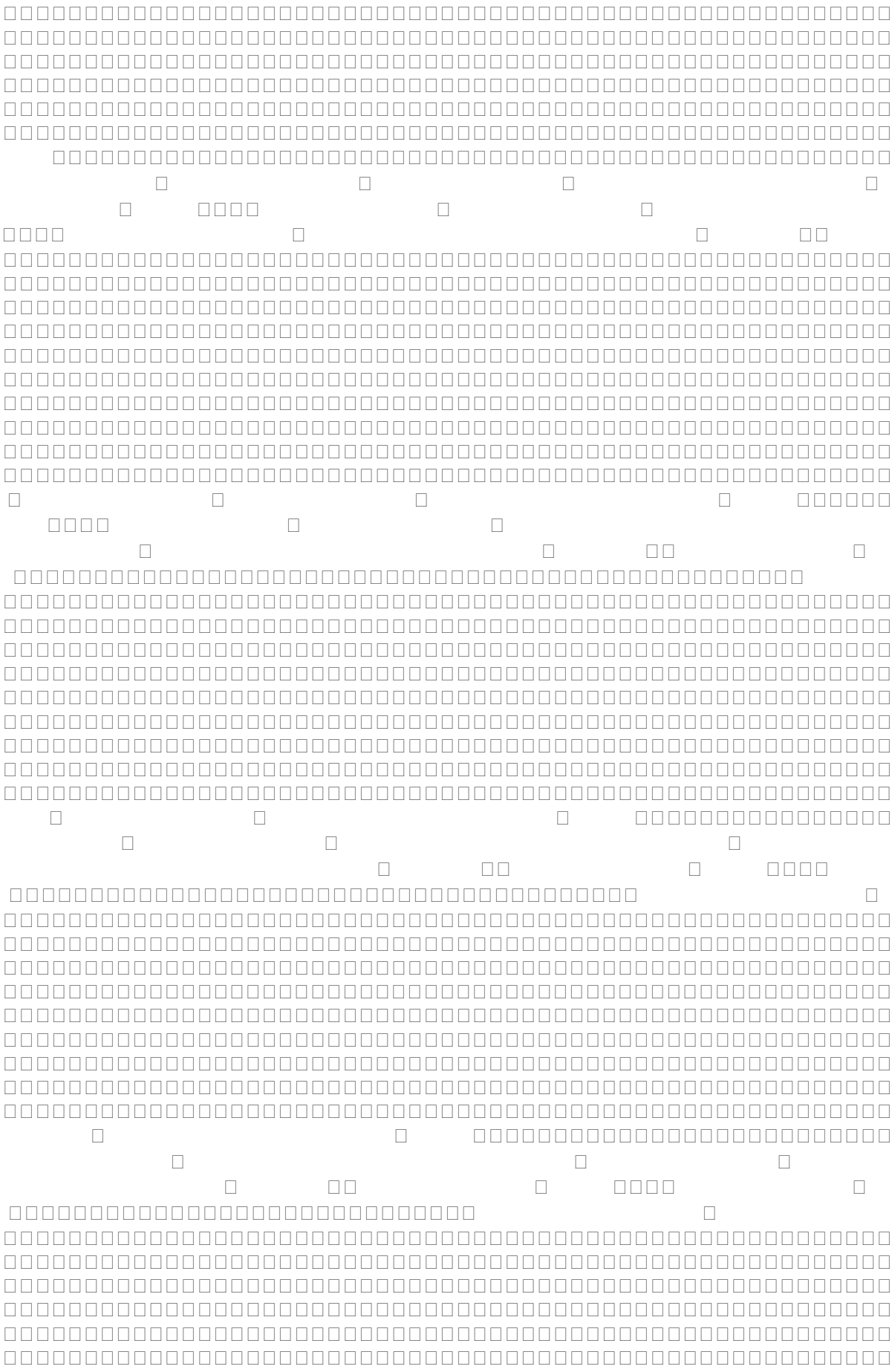
□ □ □□□□



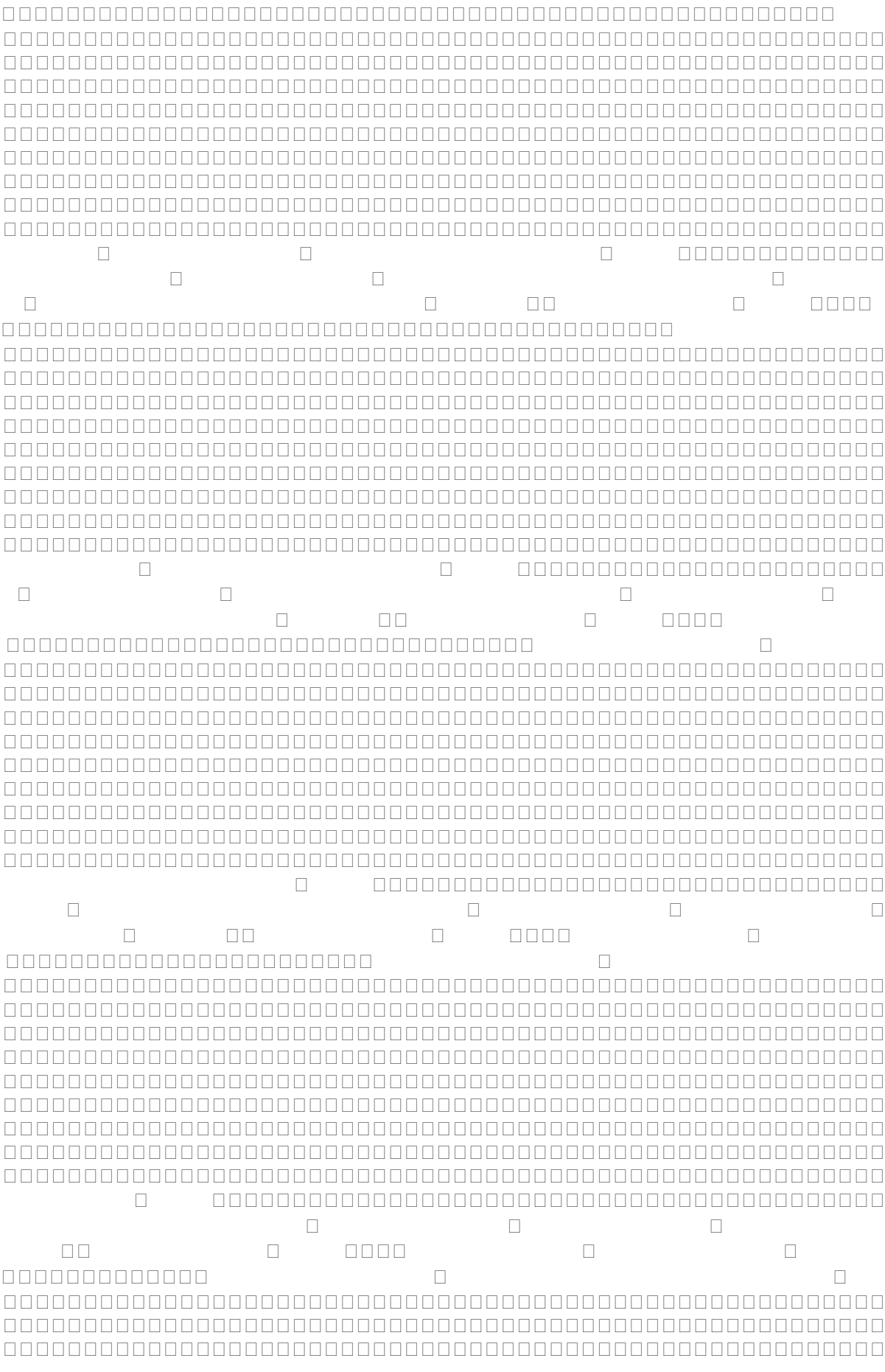


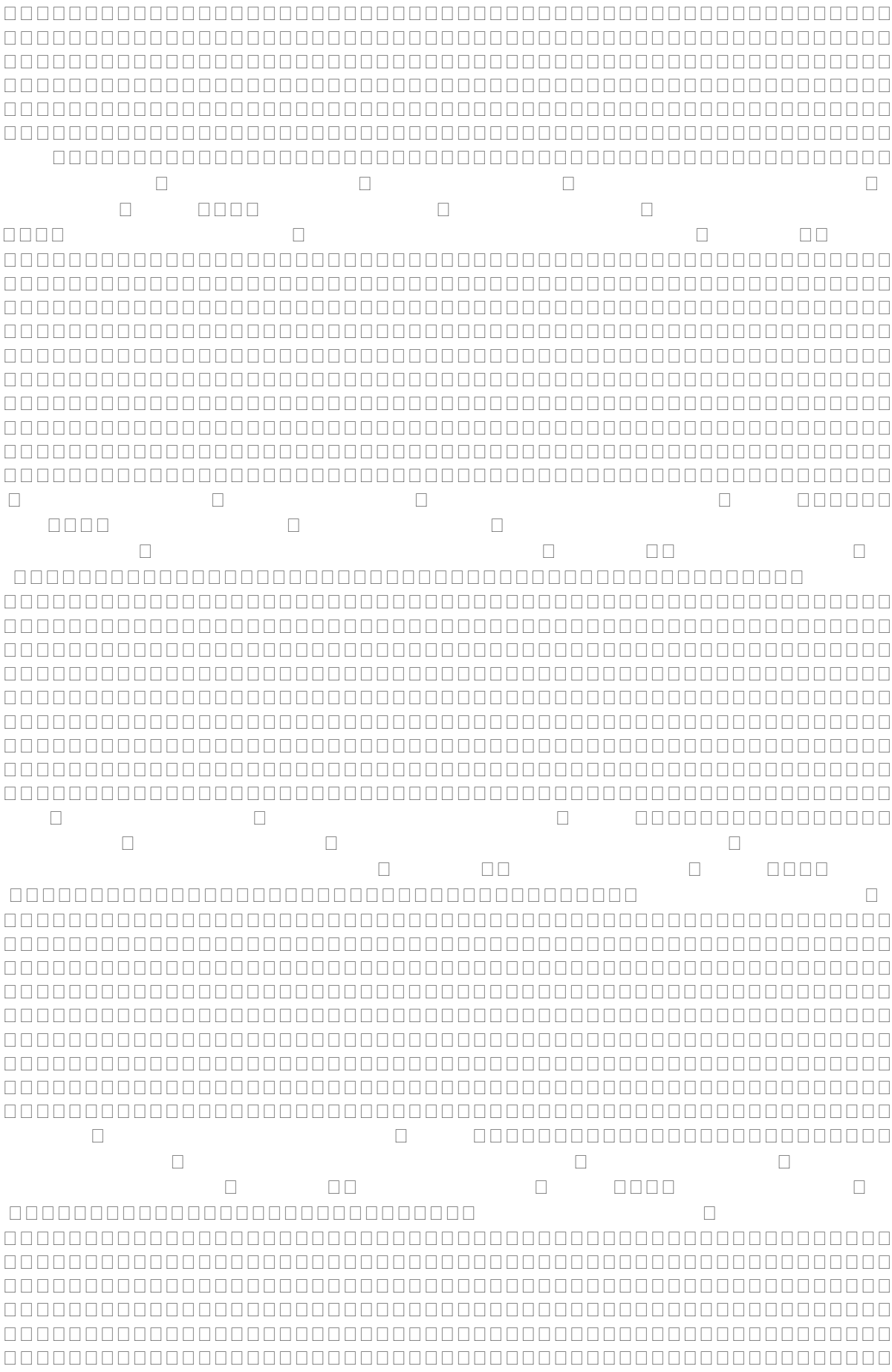
□ □ □□□□



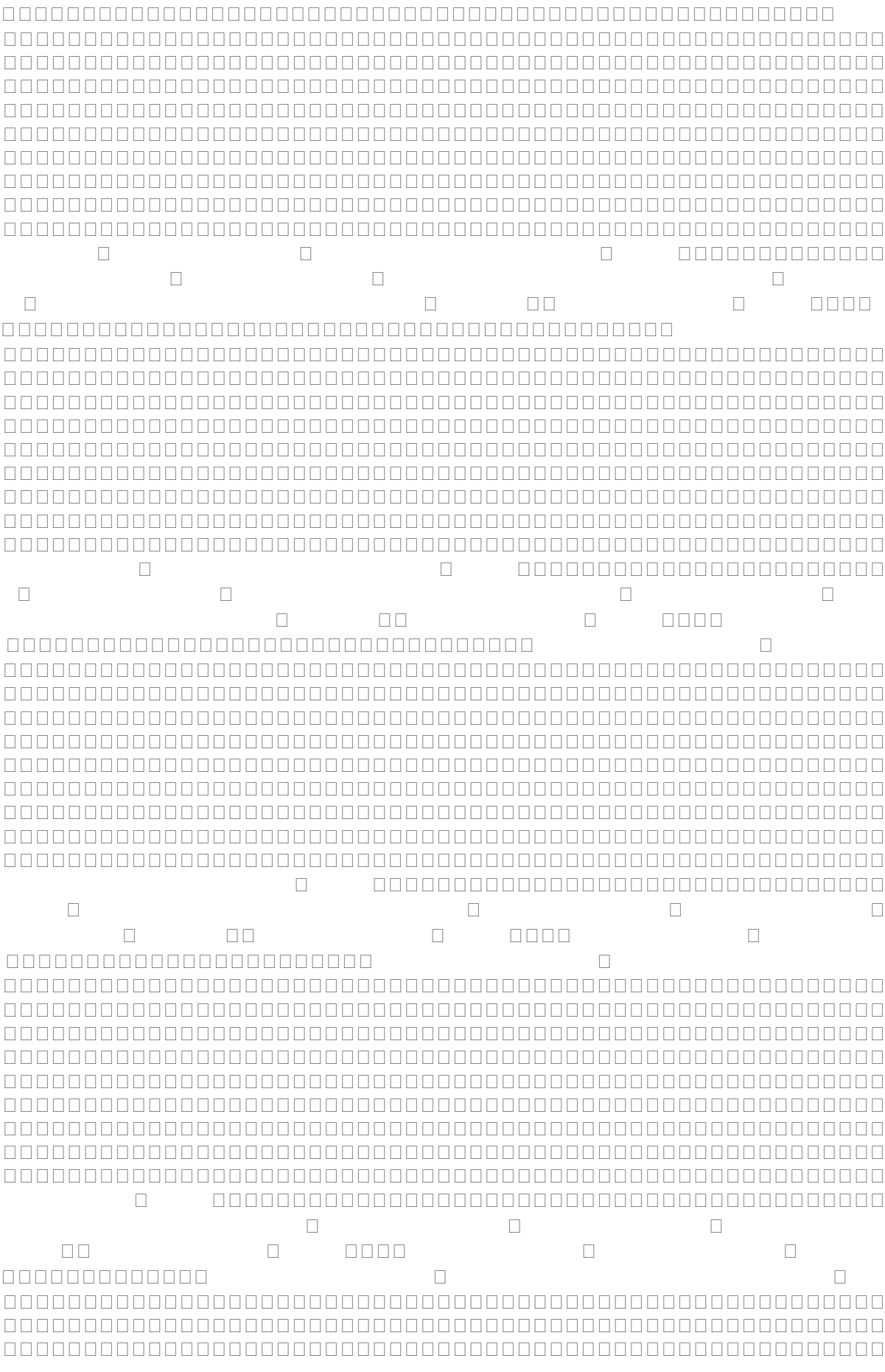


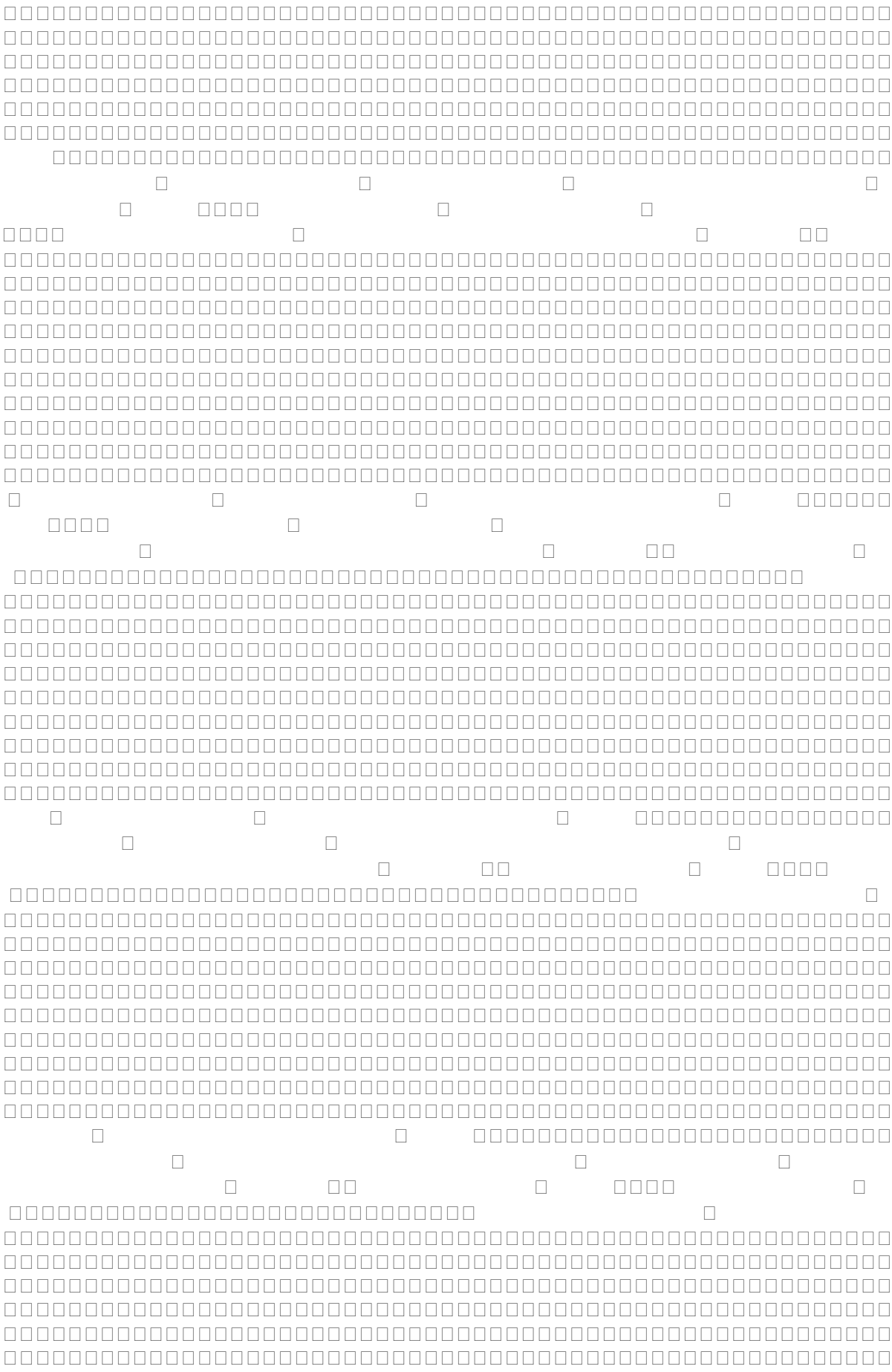
□ □ □□□□



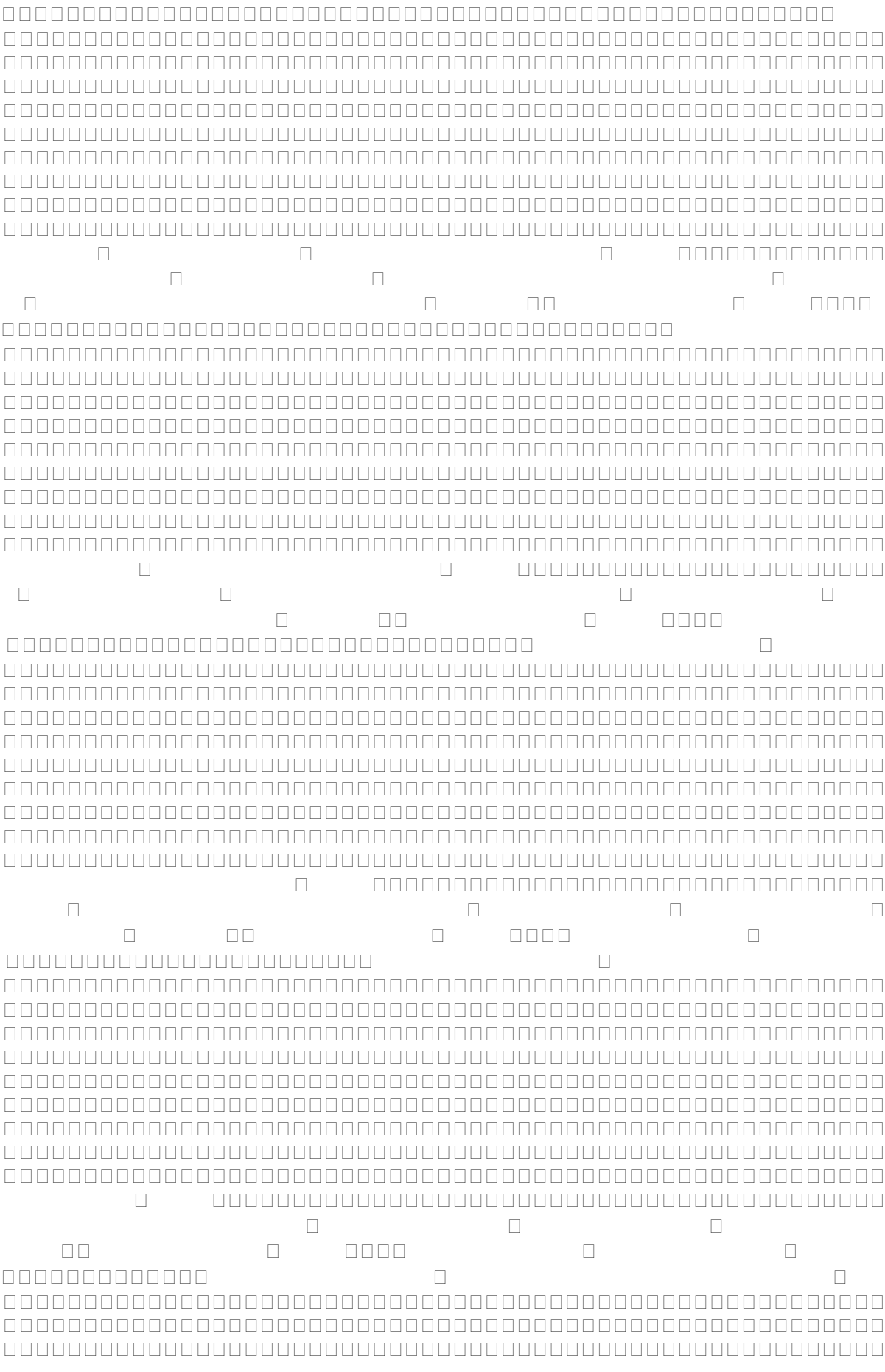


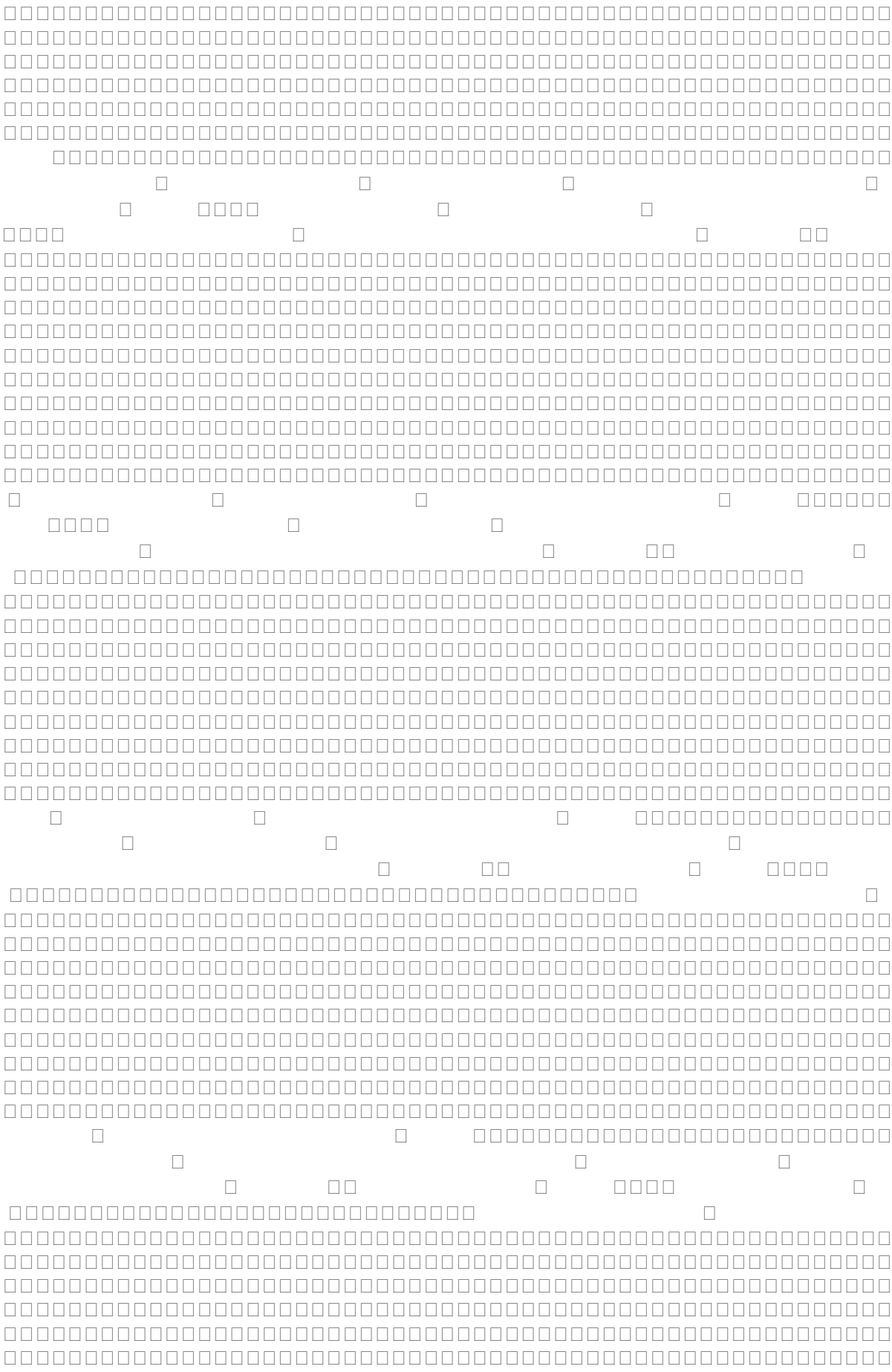
□ □ □□□□



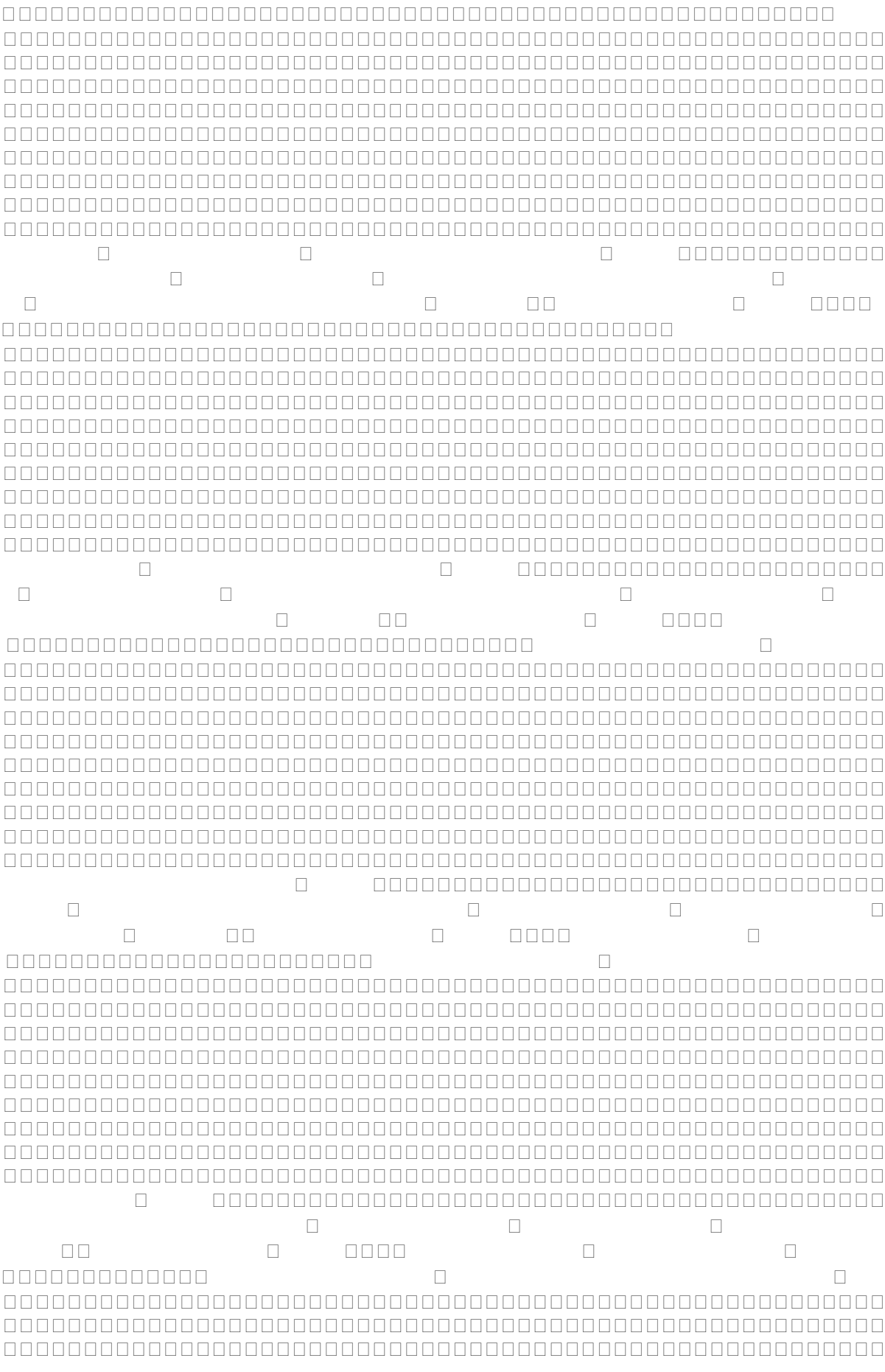


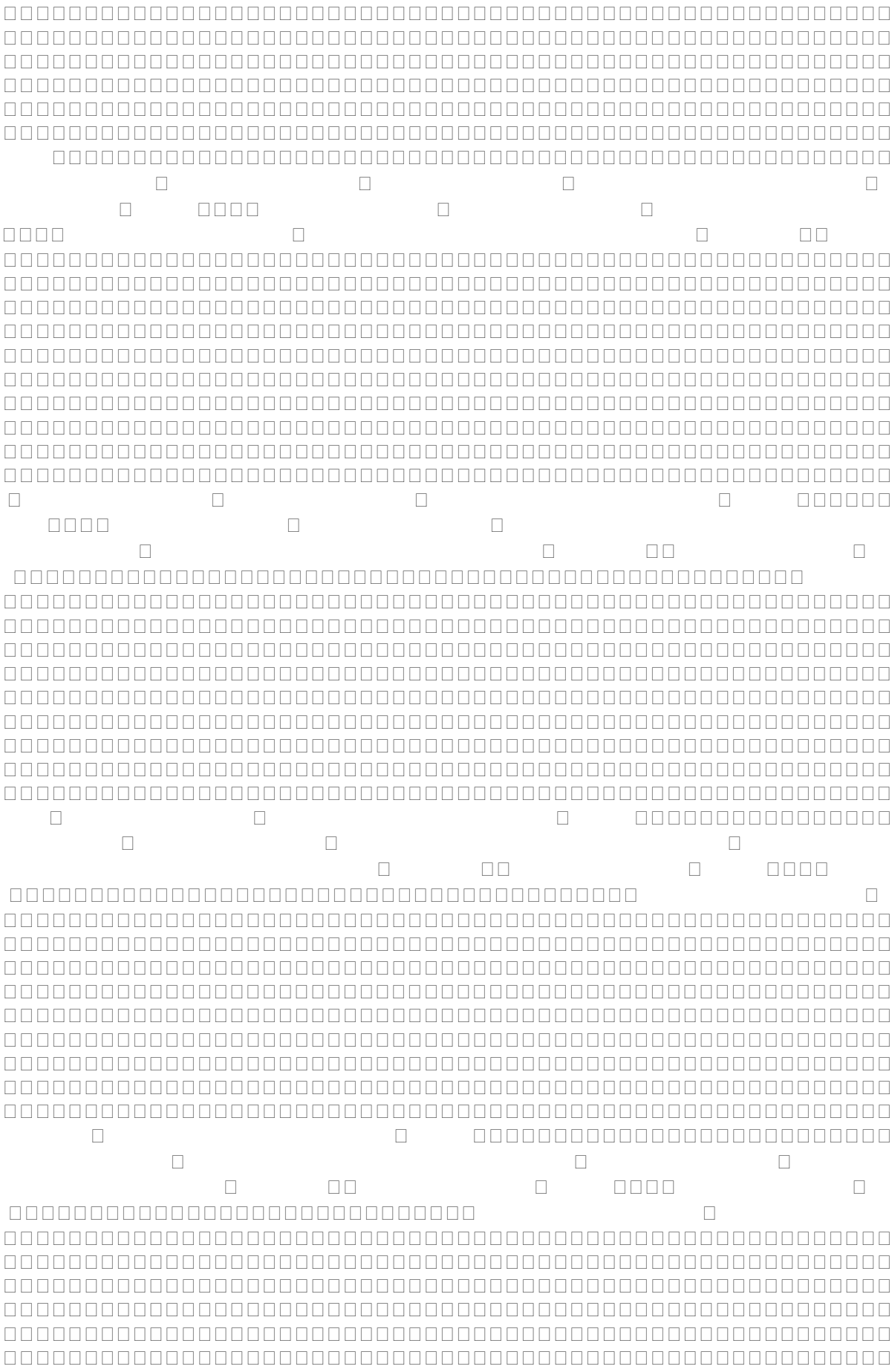
□ □ □□□□



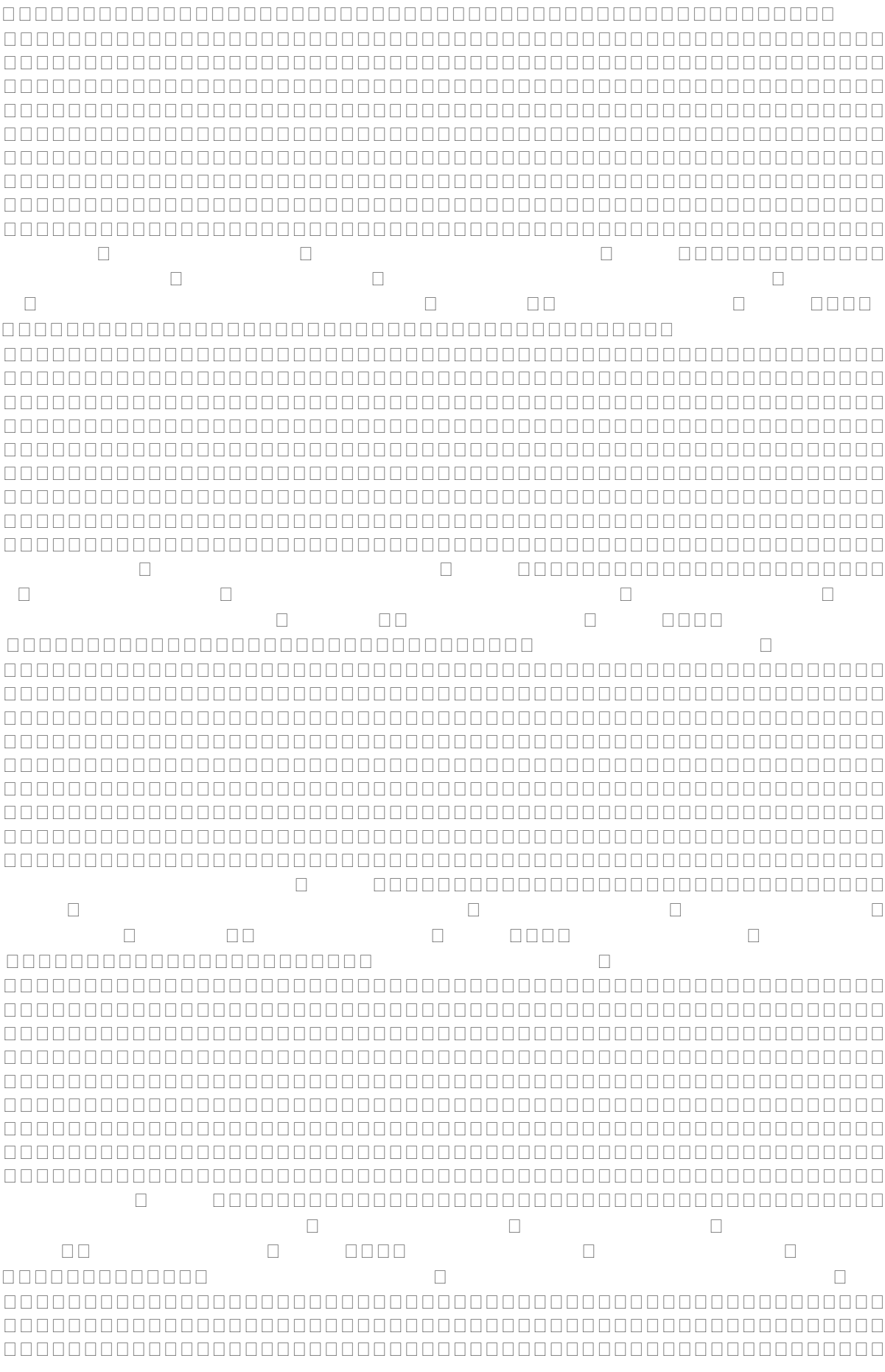


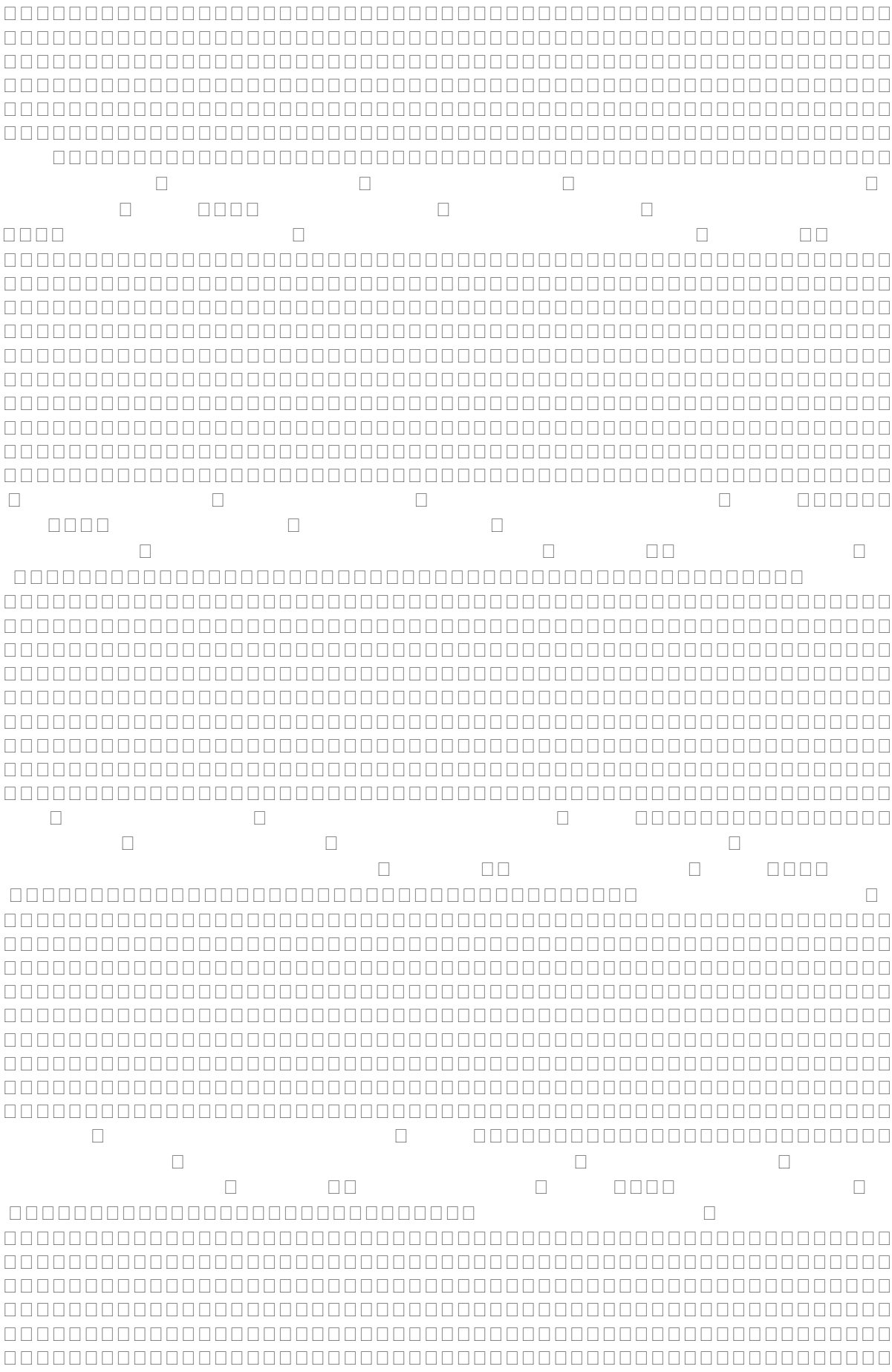
□ □ □□□□



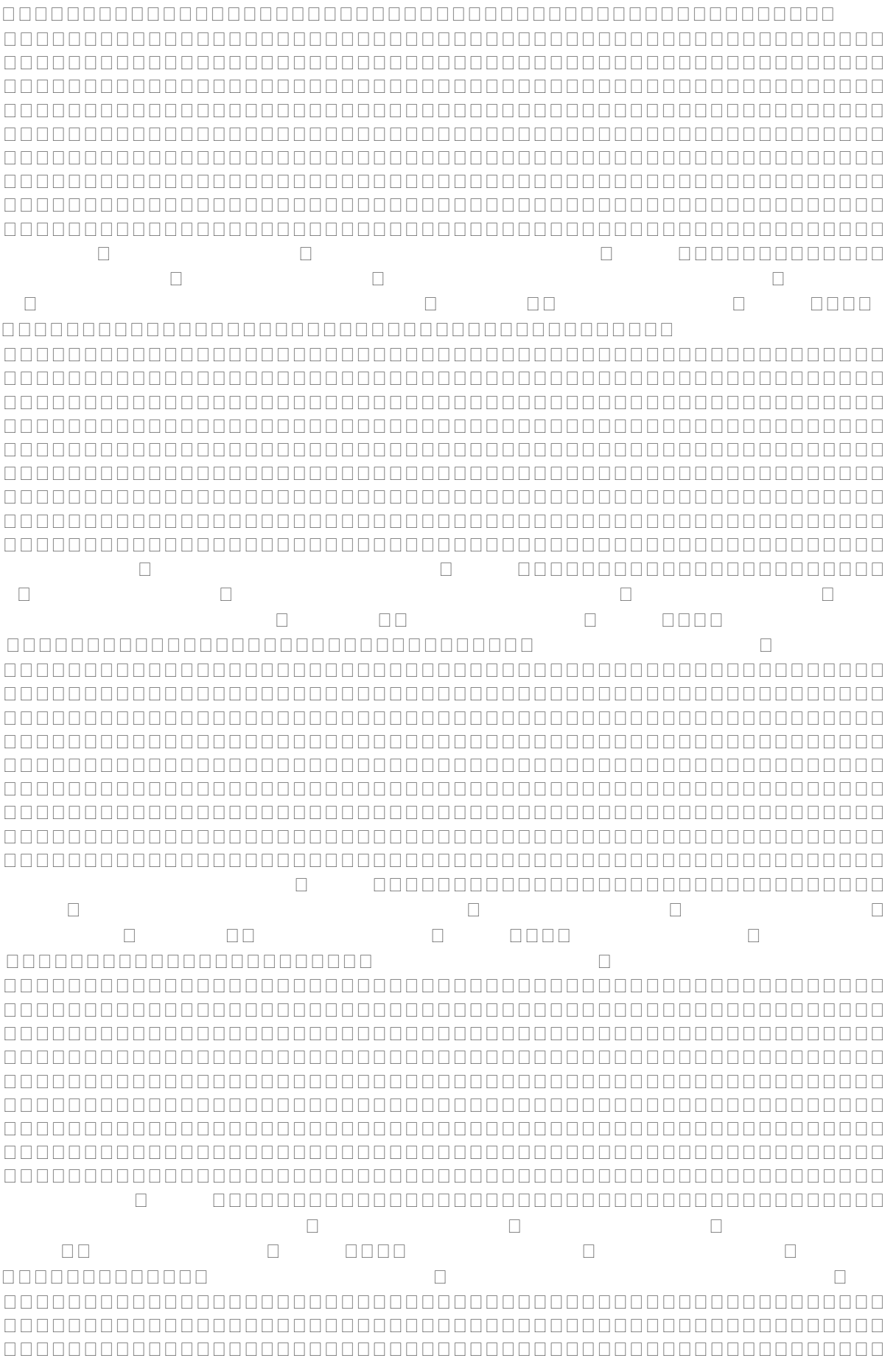


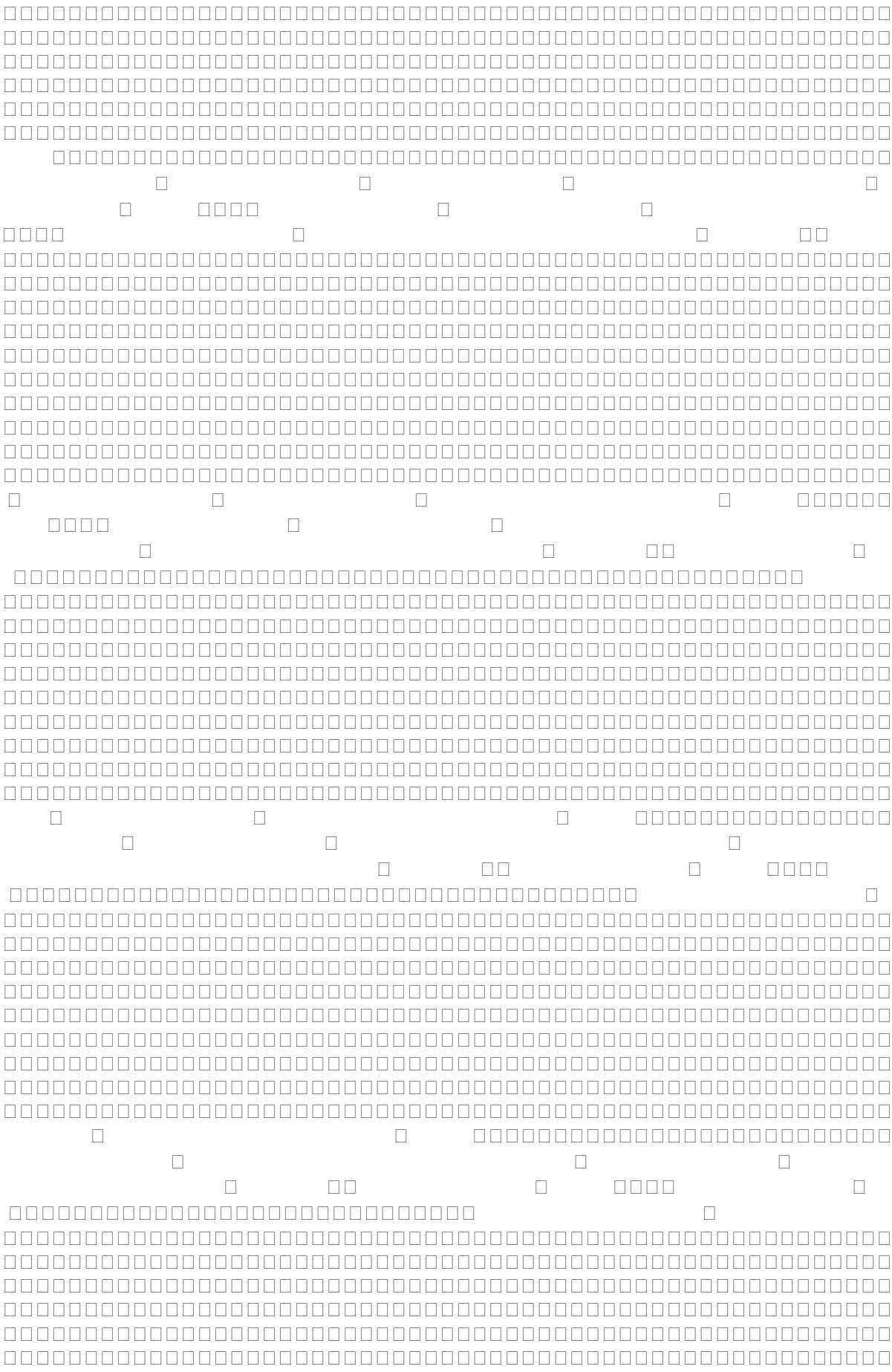
□ □ □□□□



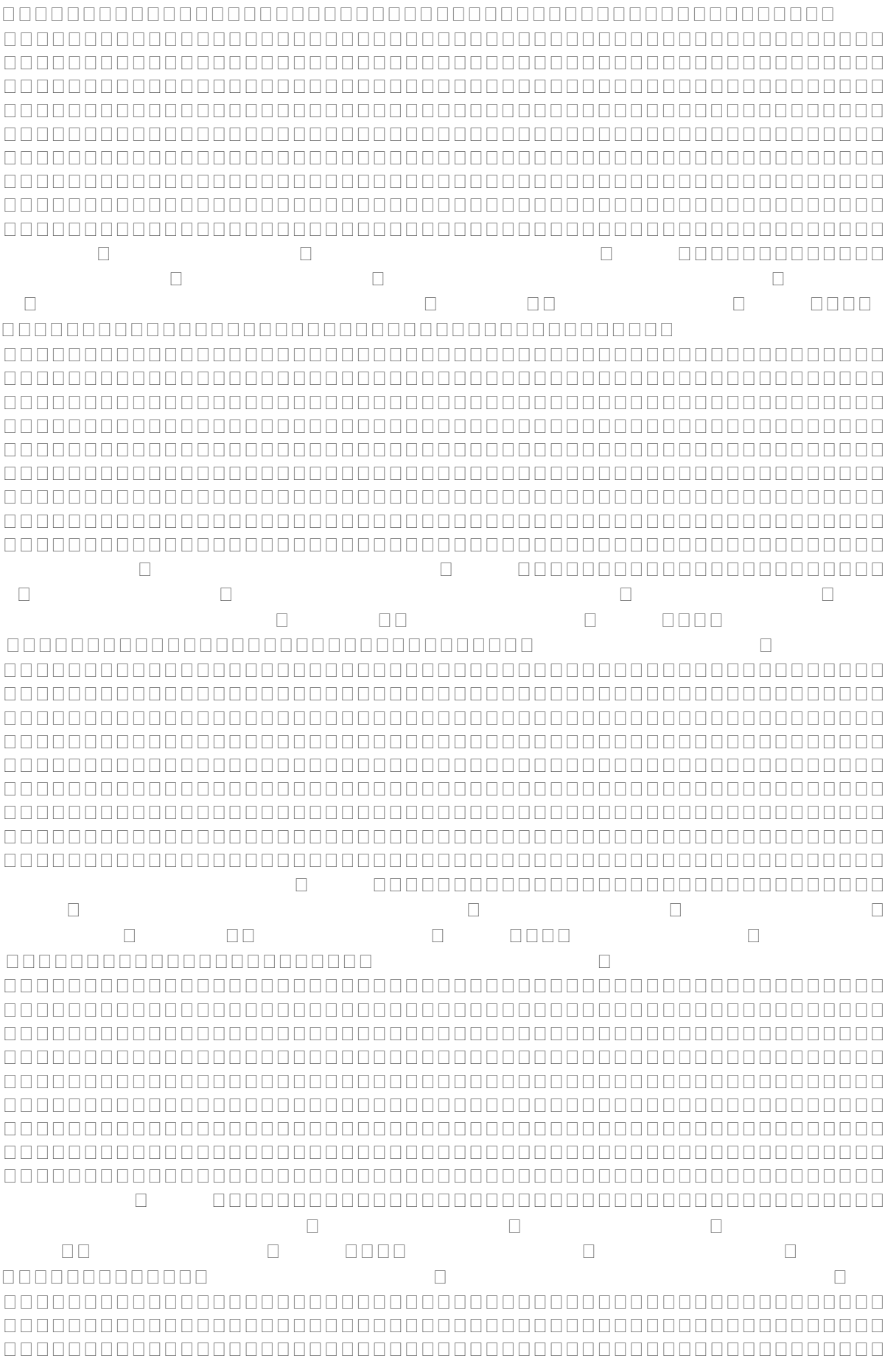


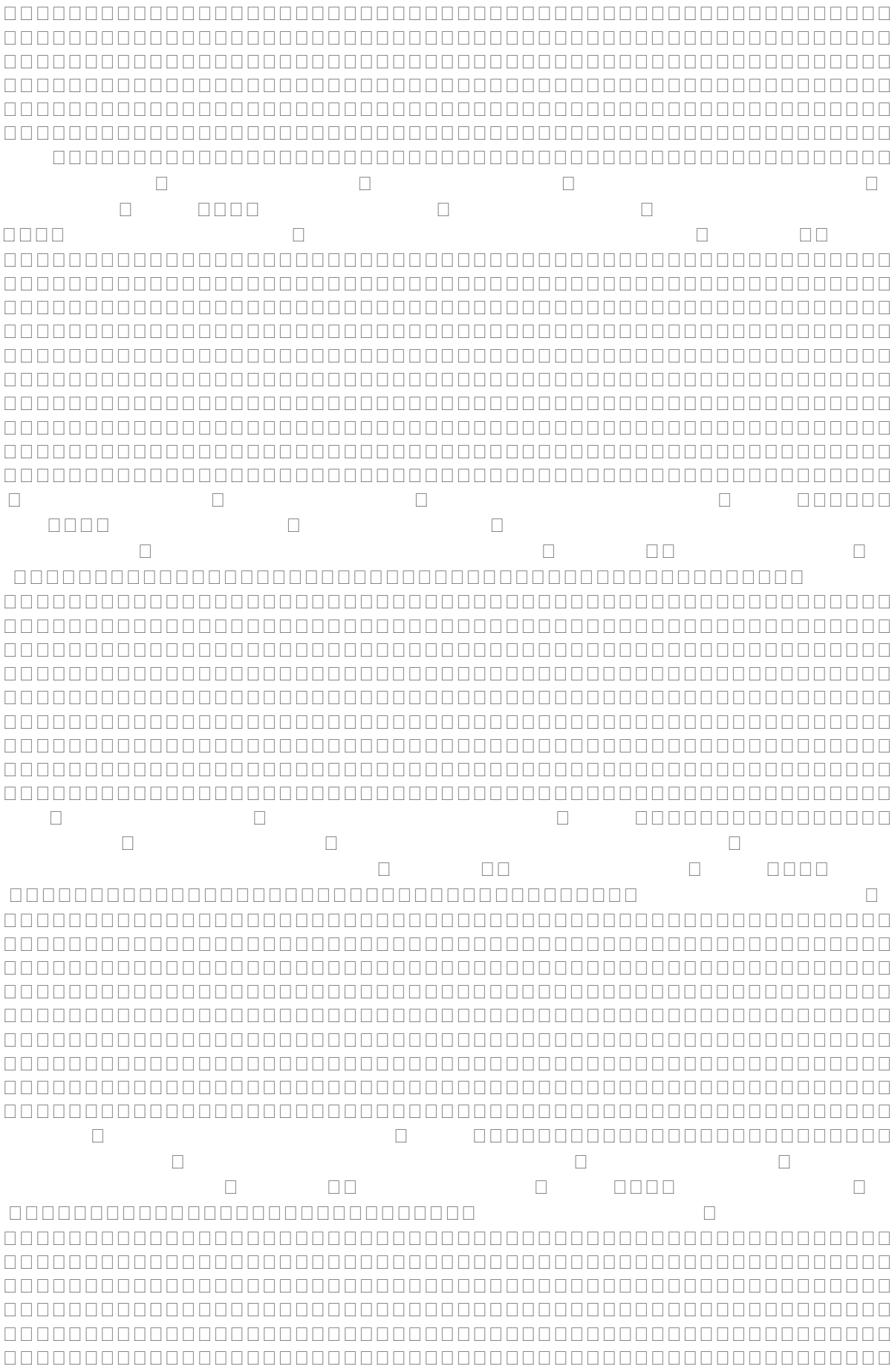
□ □ □□□□



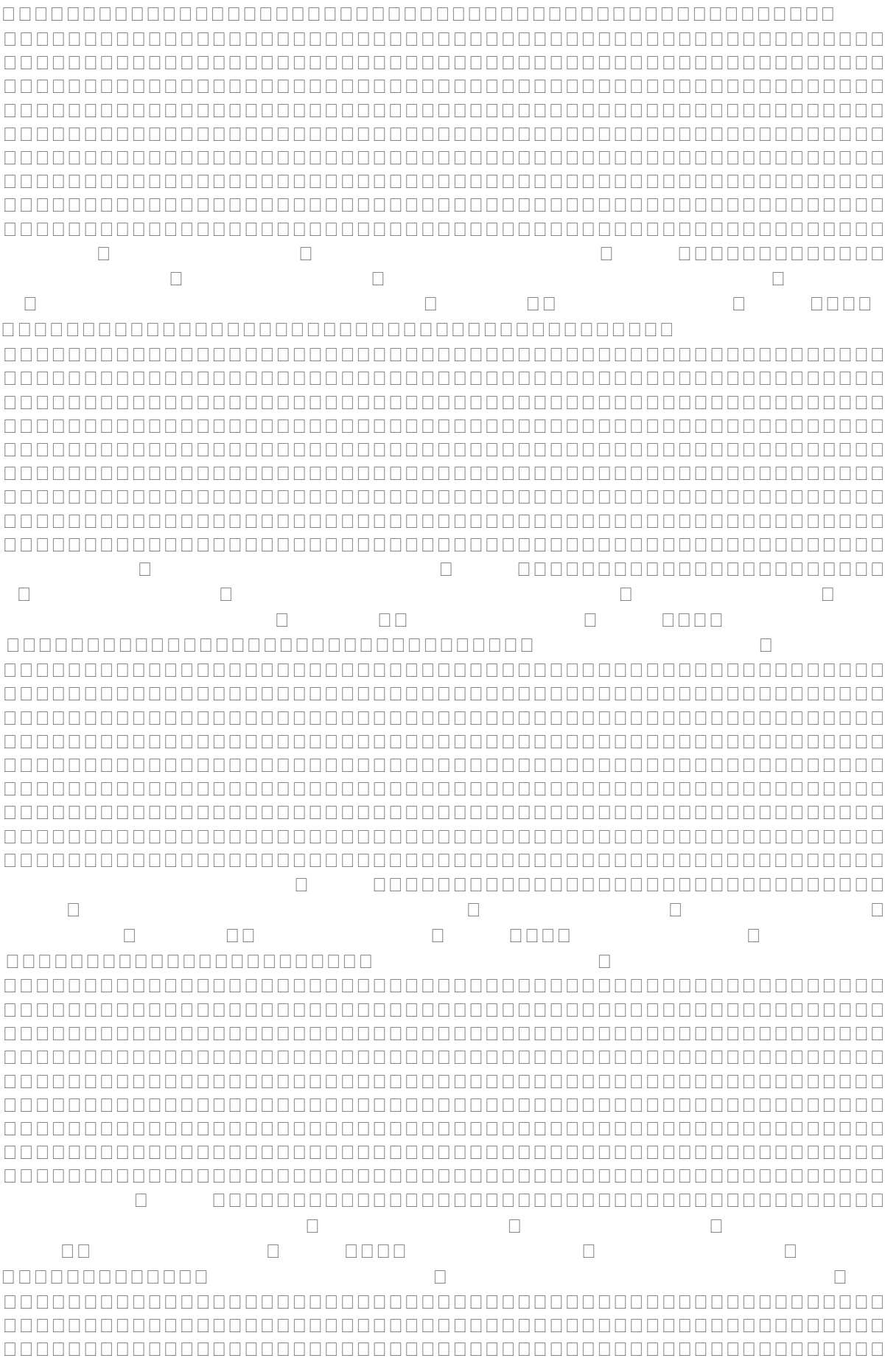


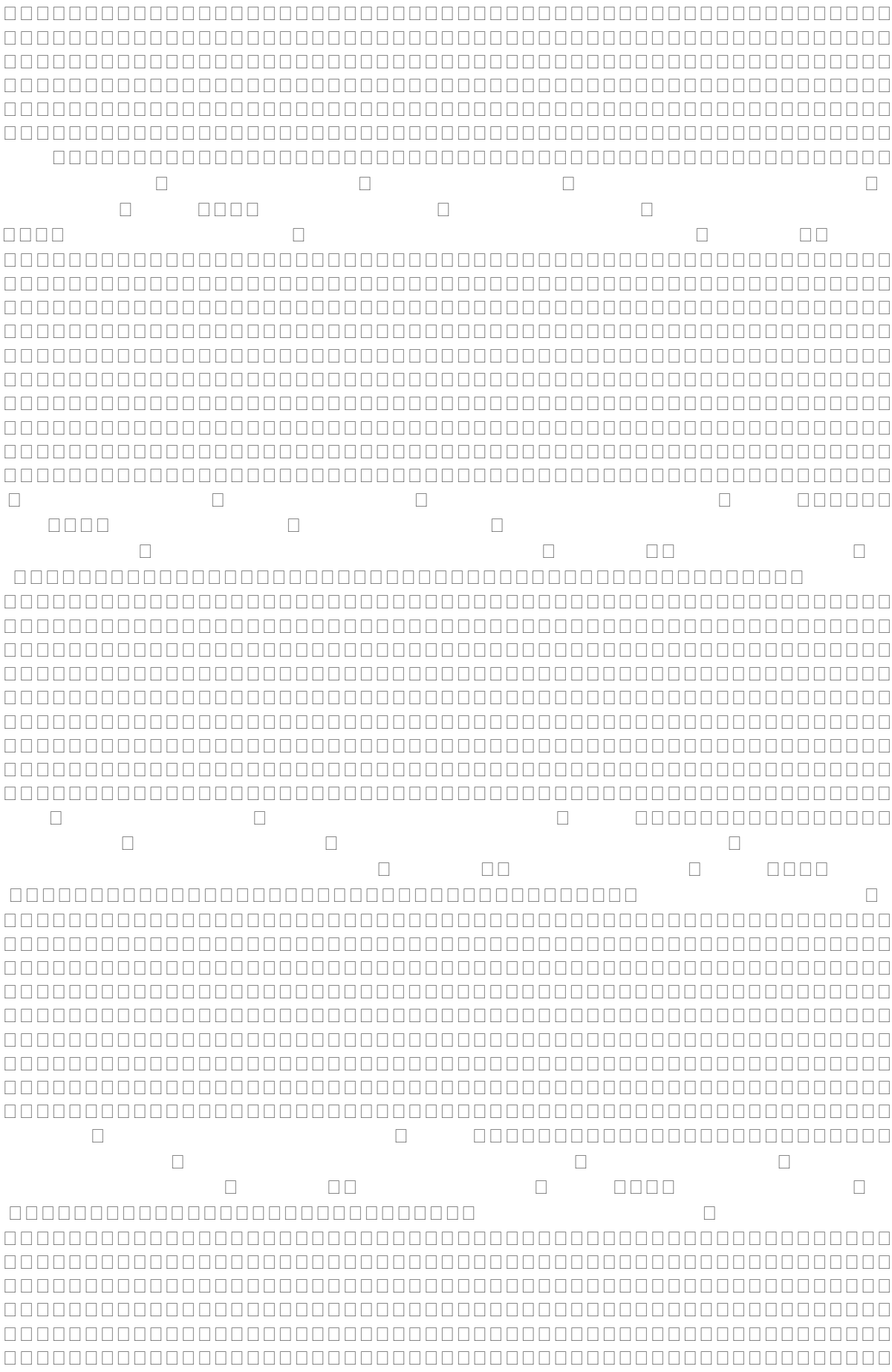
□ □ □□□□



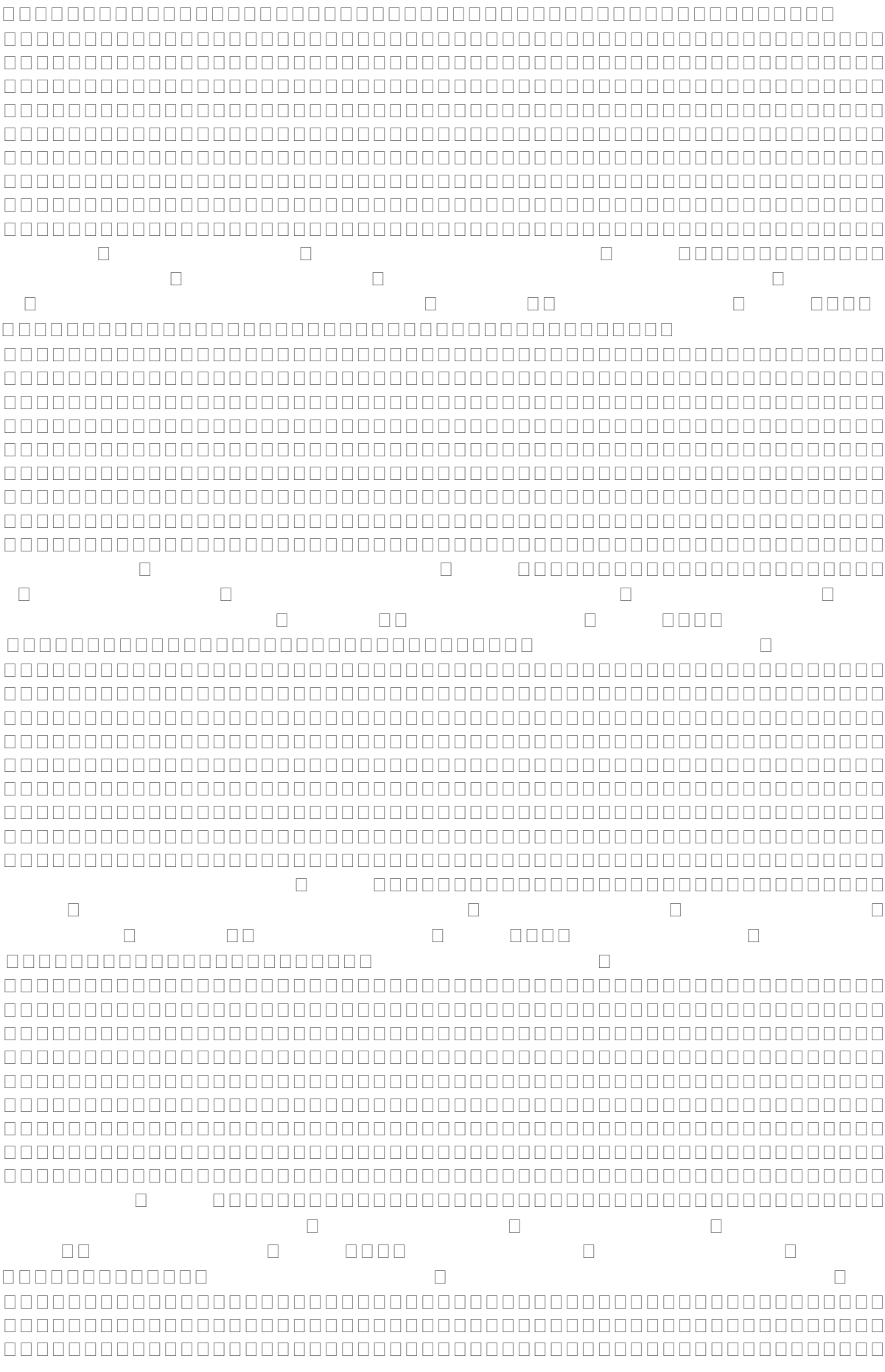


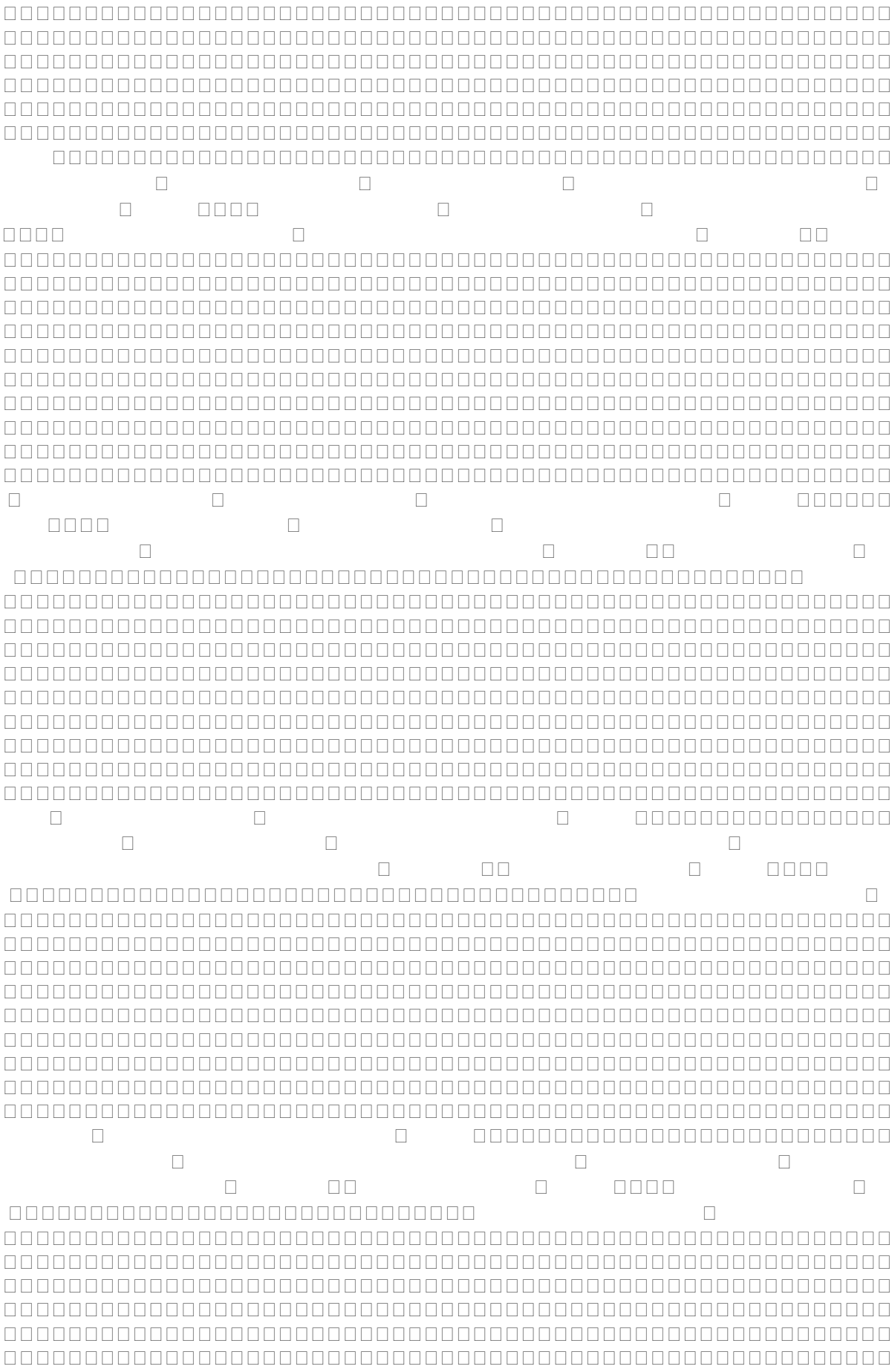
□ □ □□□□



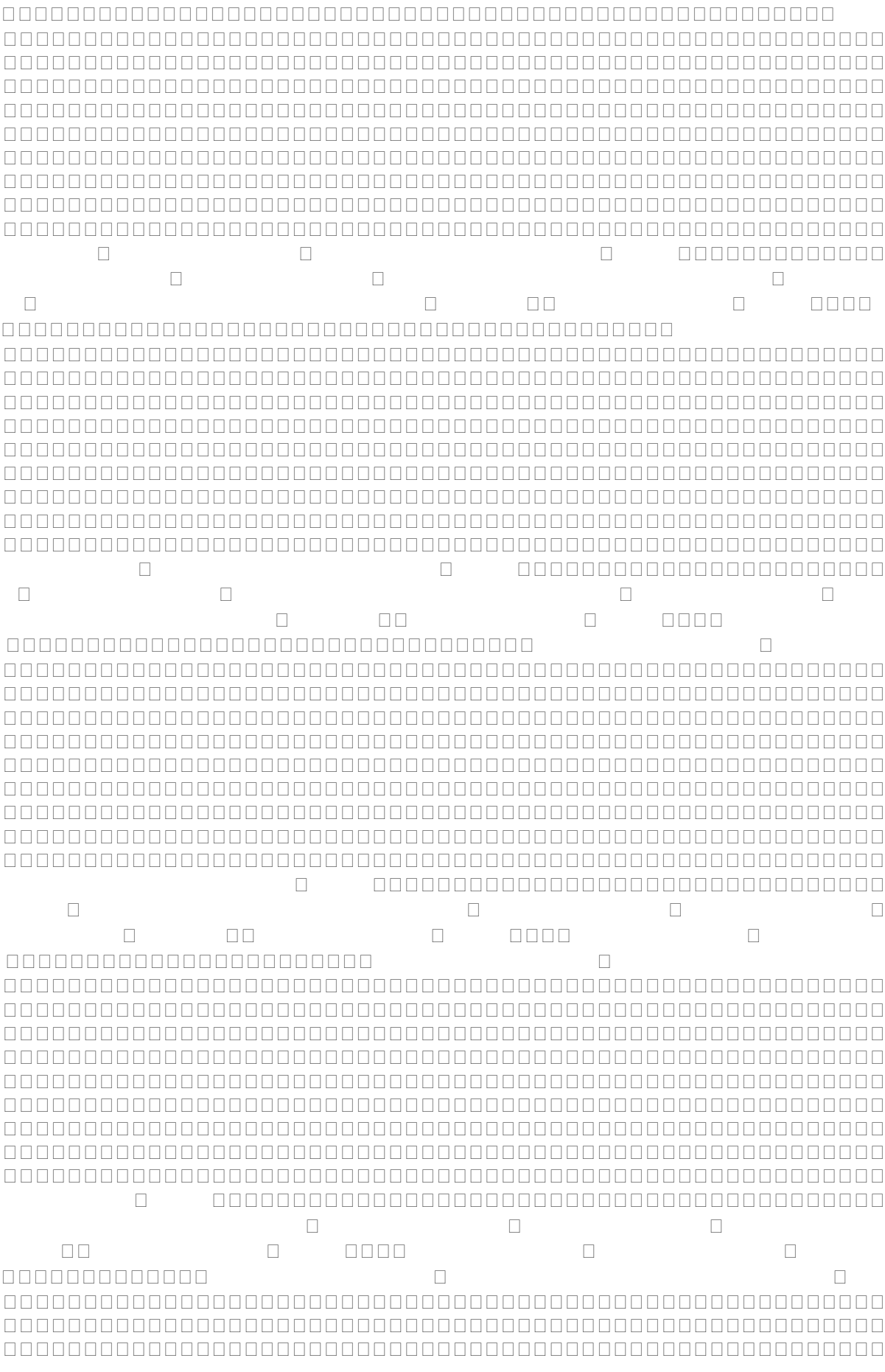


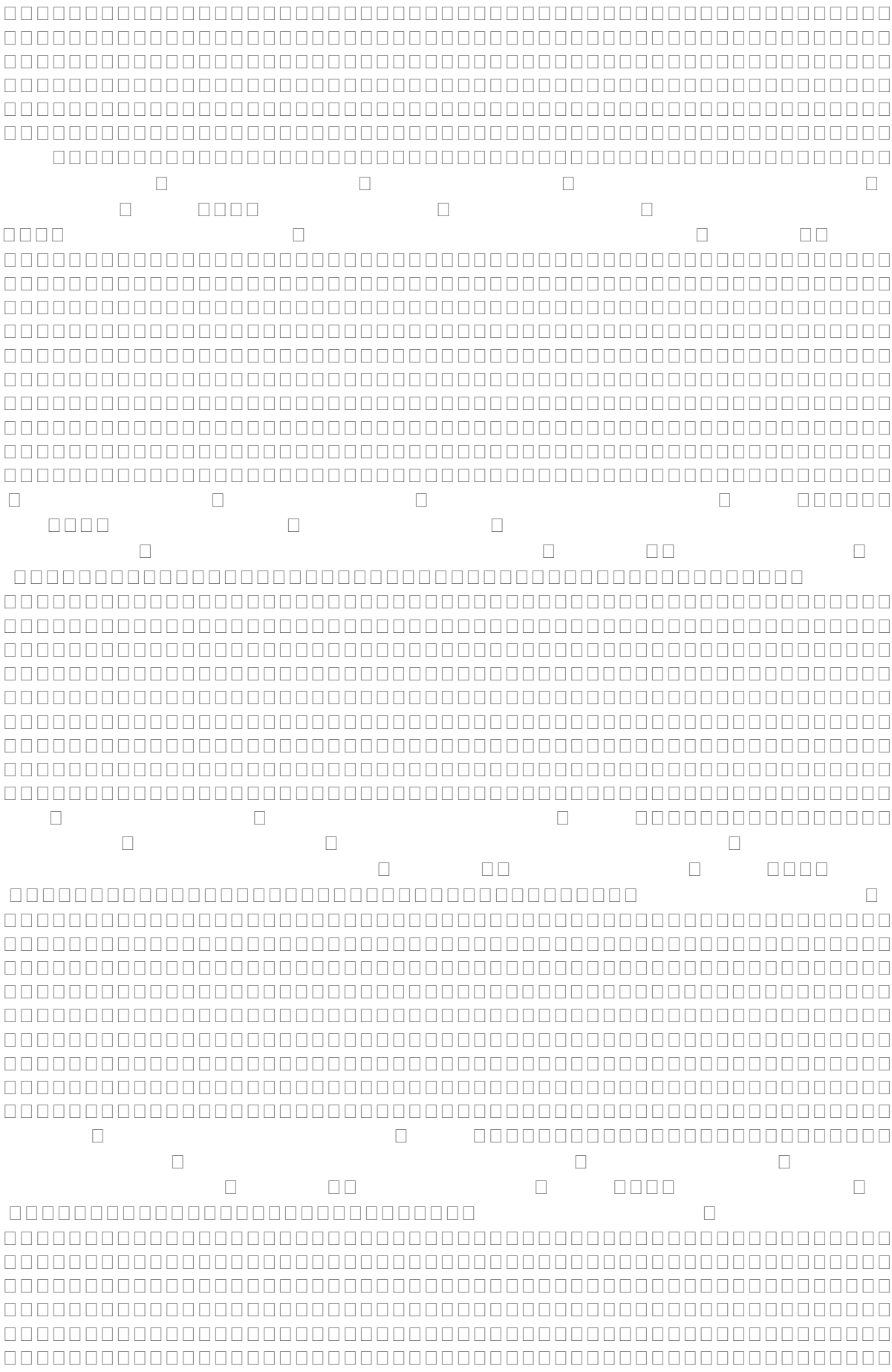
□ □ □□□□



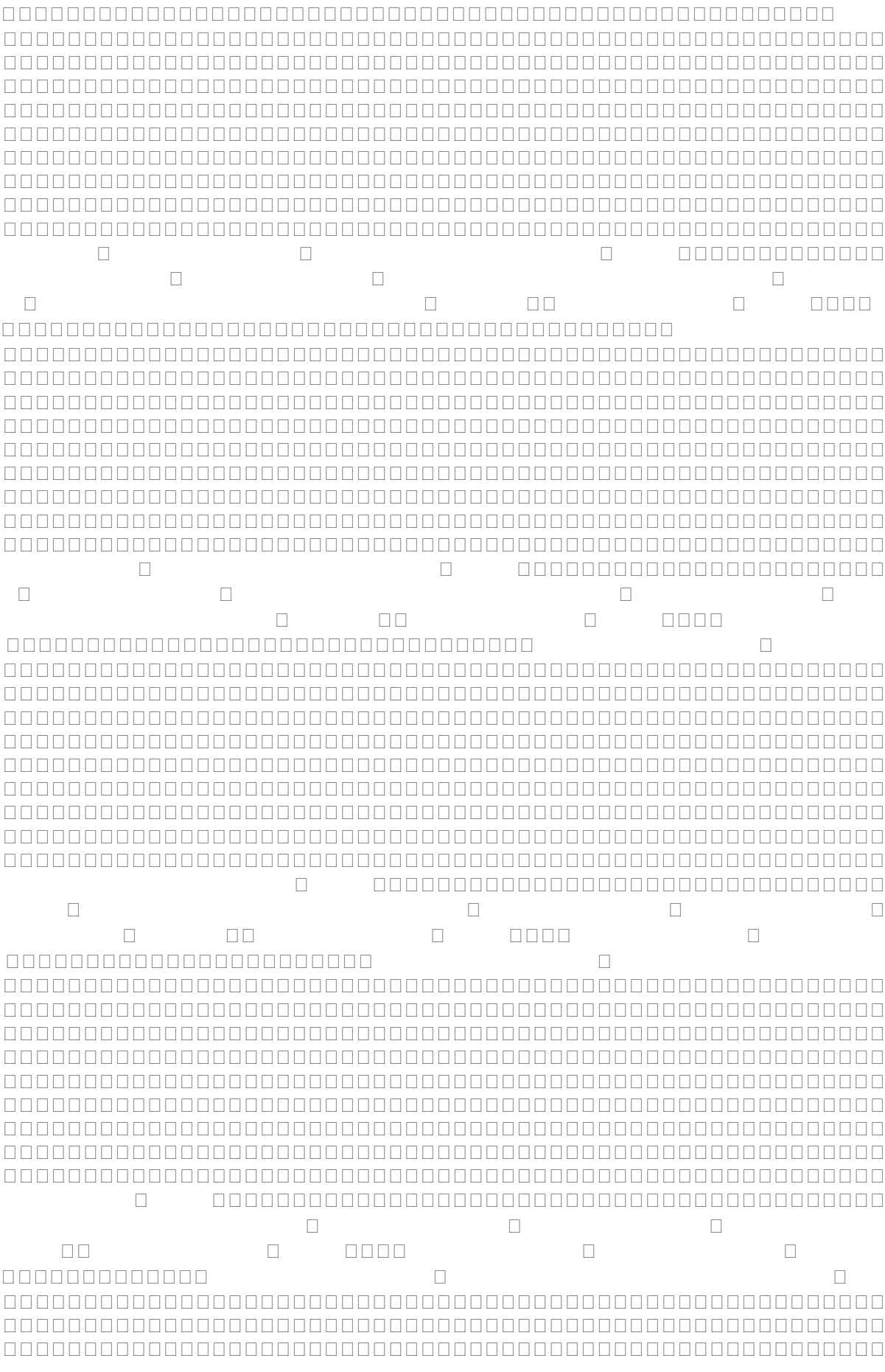


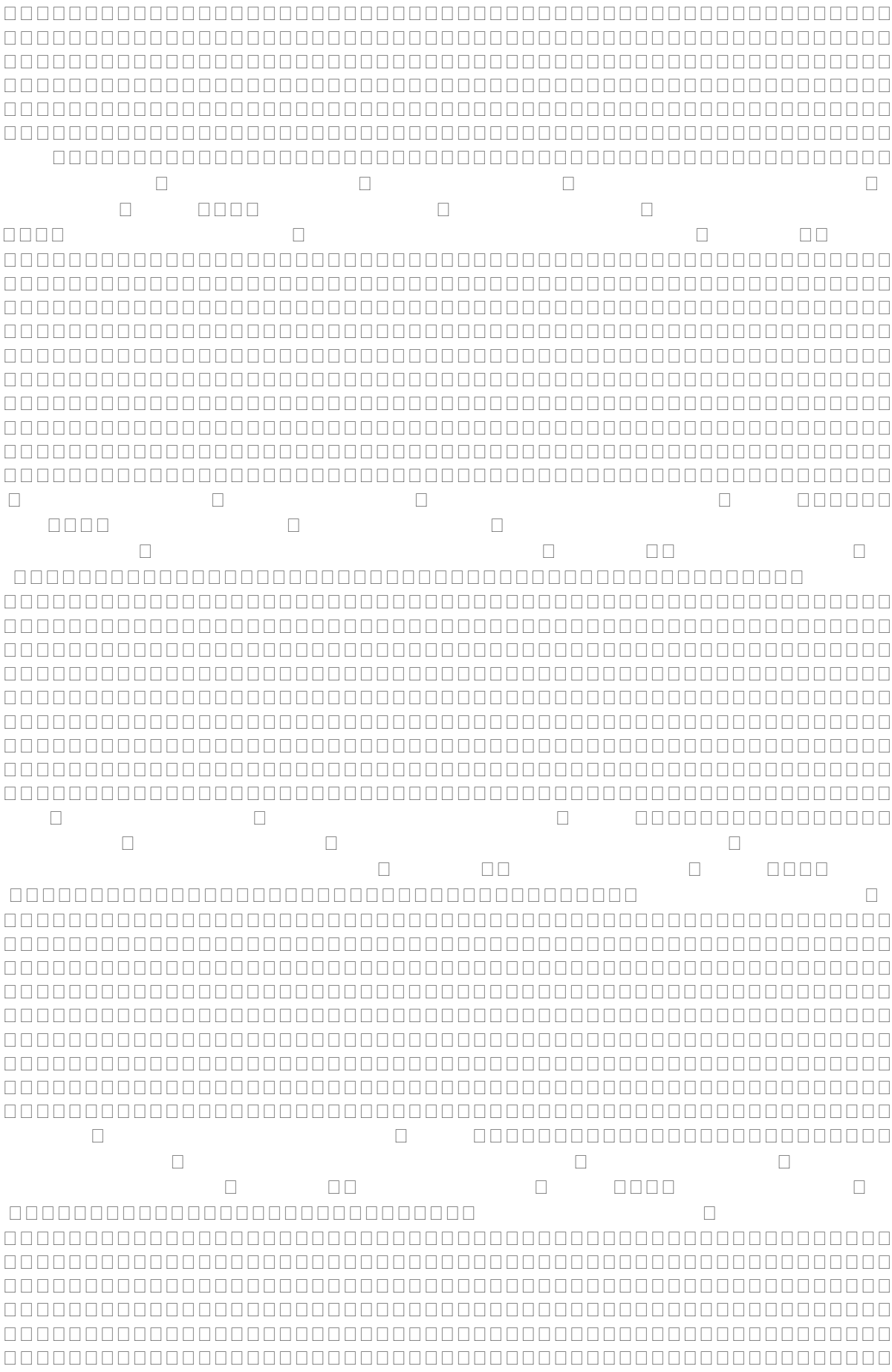
□ □ □□□□



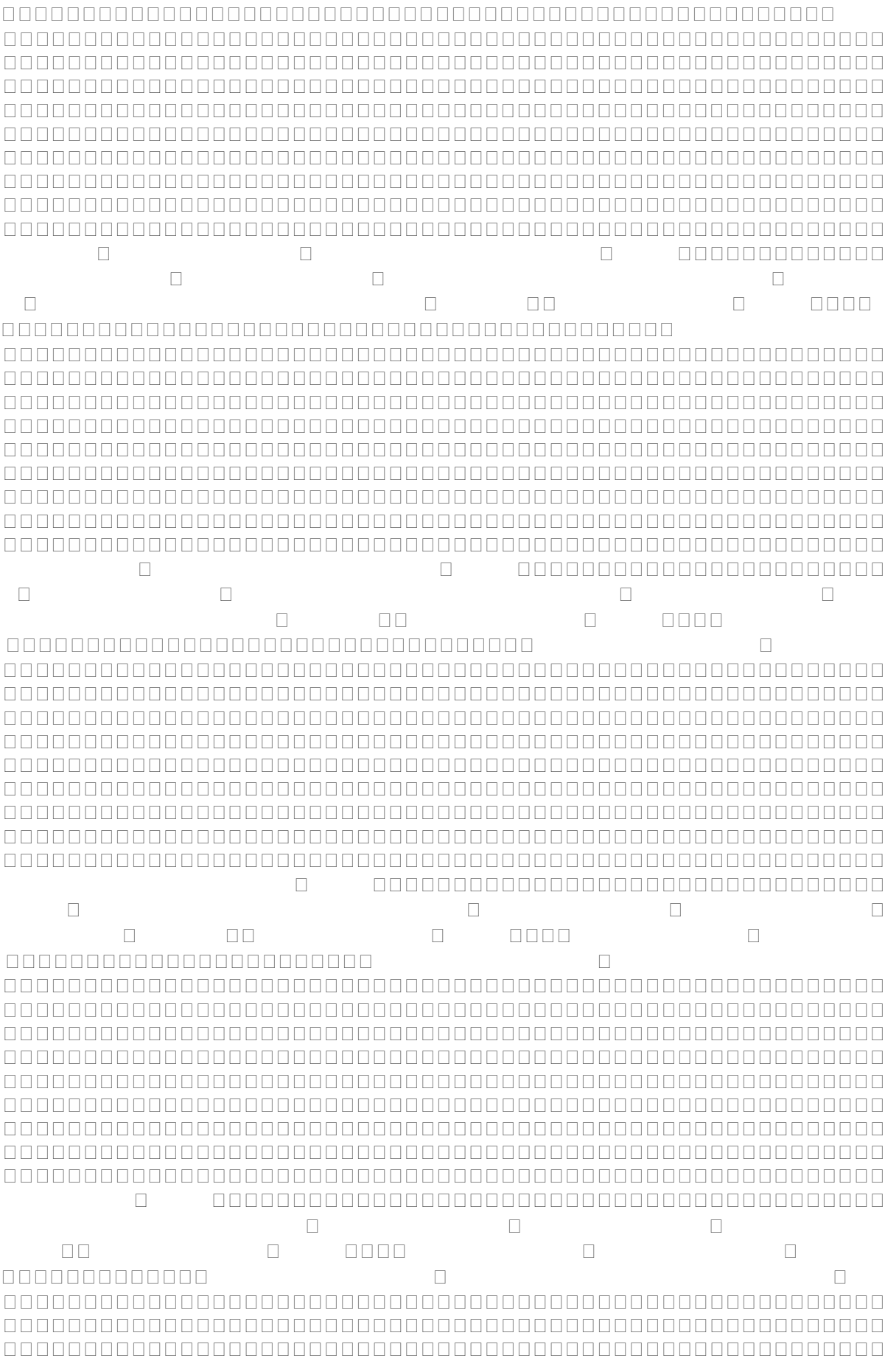


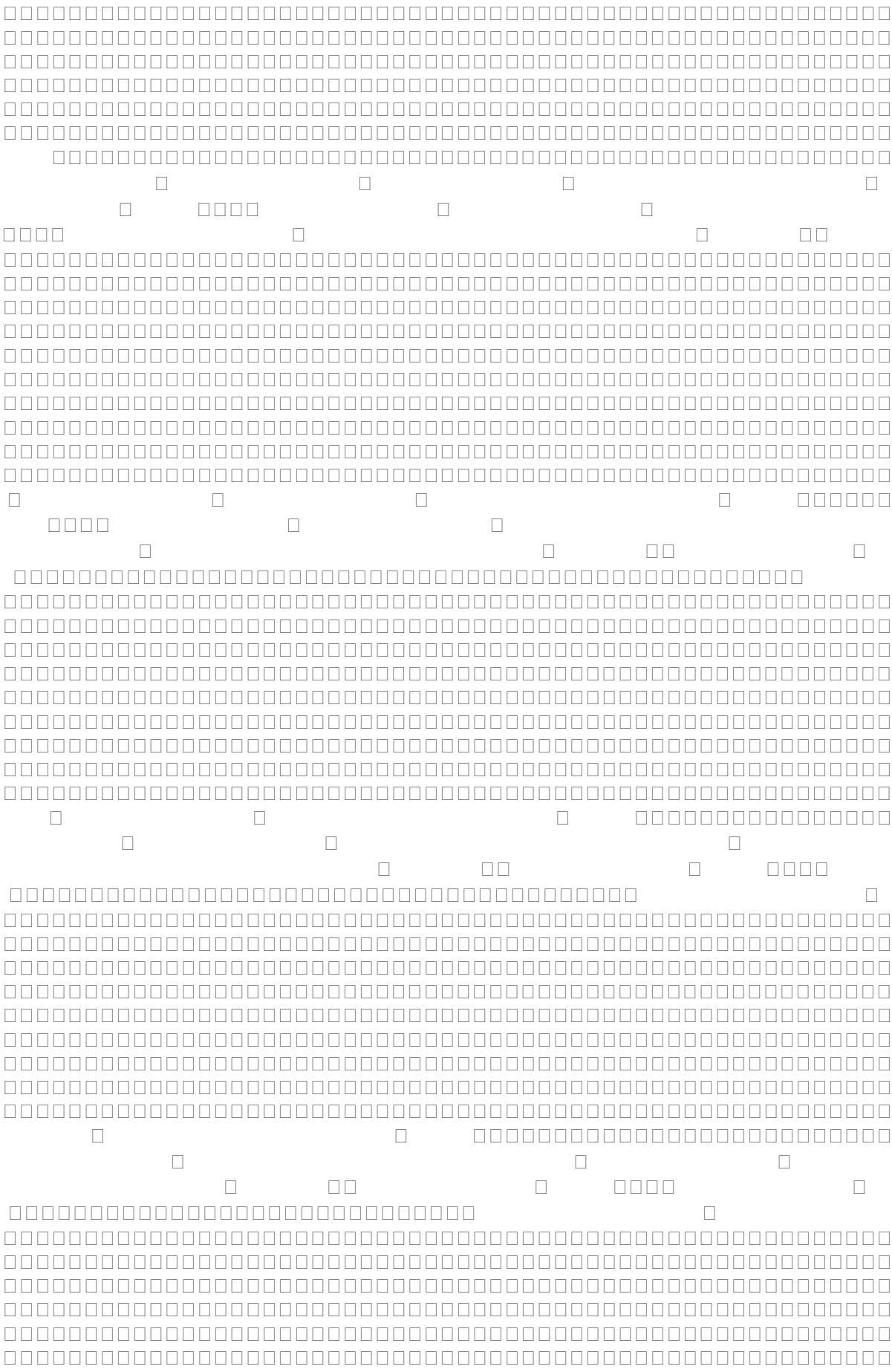
□ □ □□□□



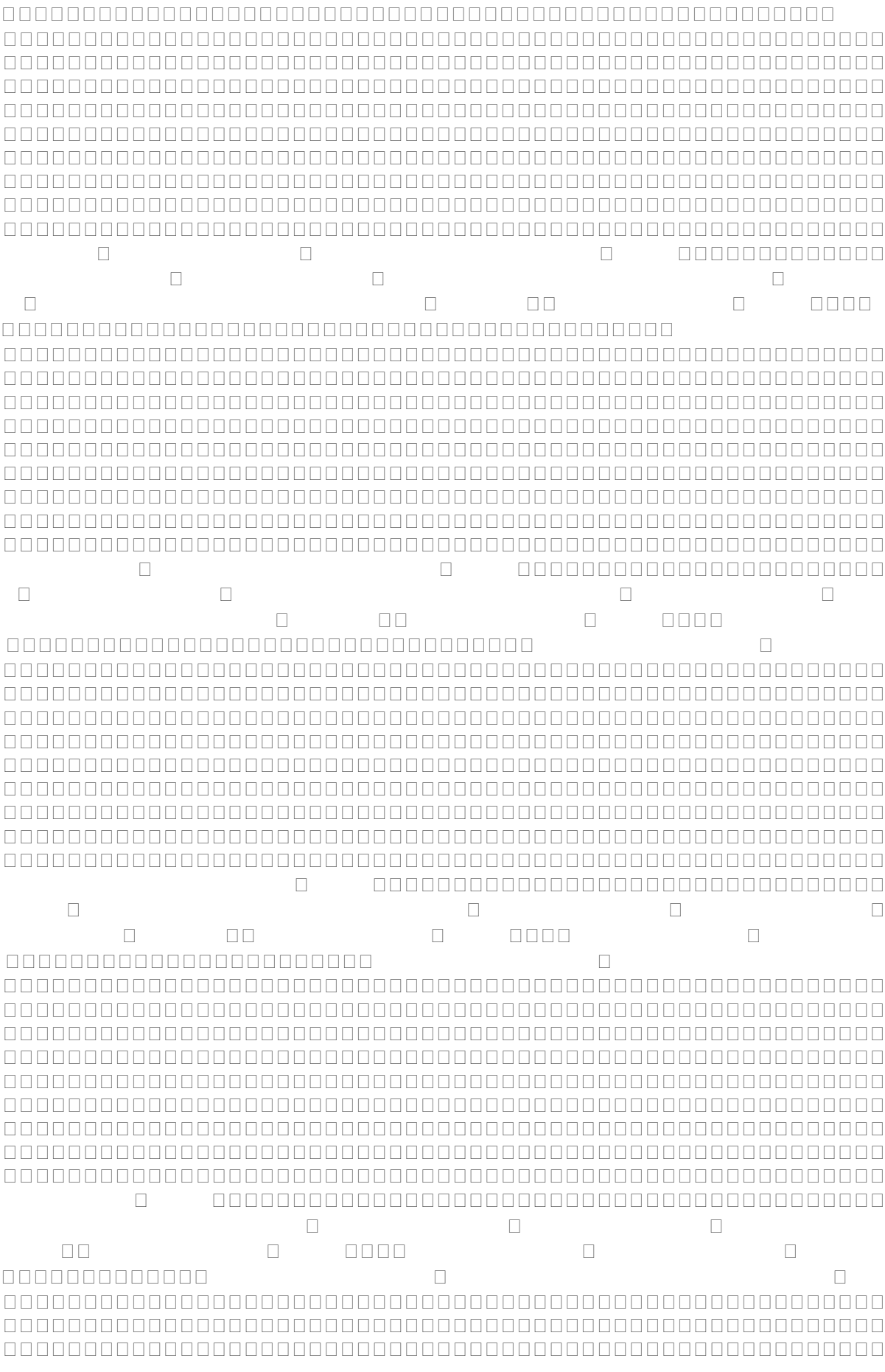


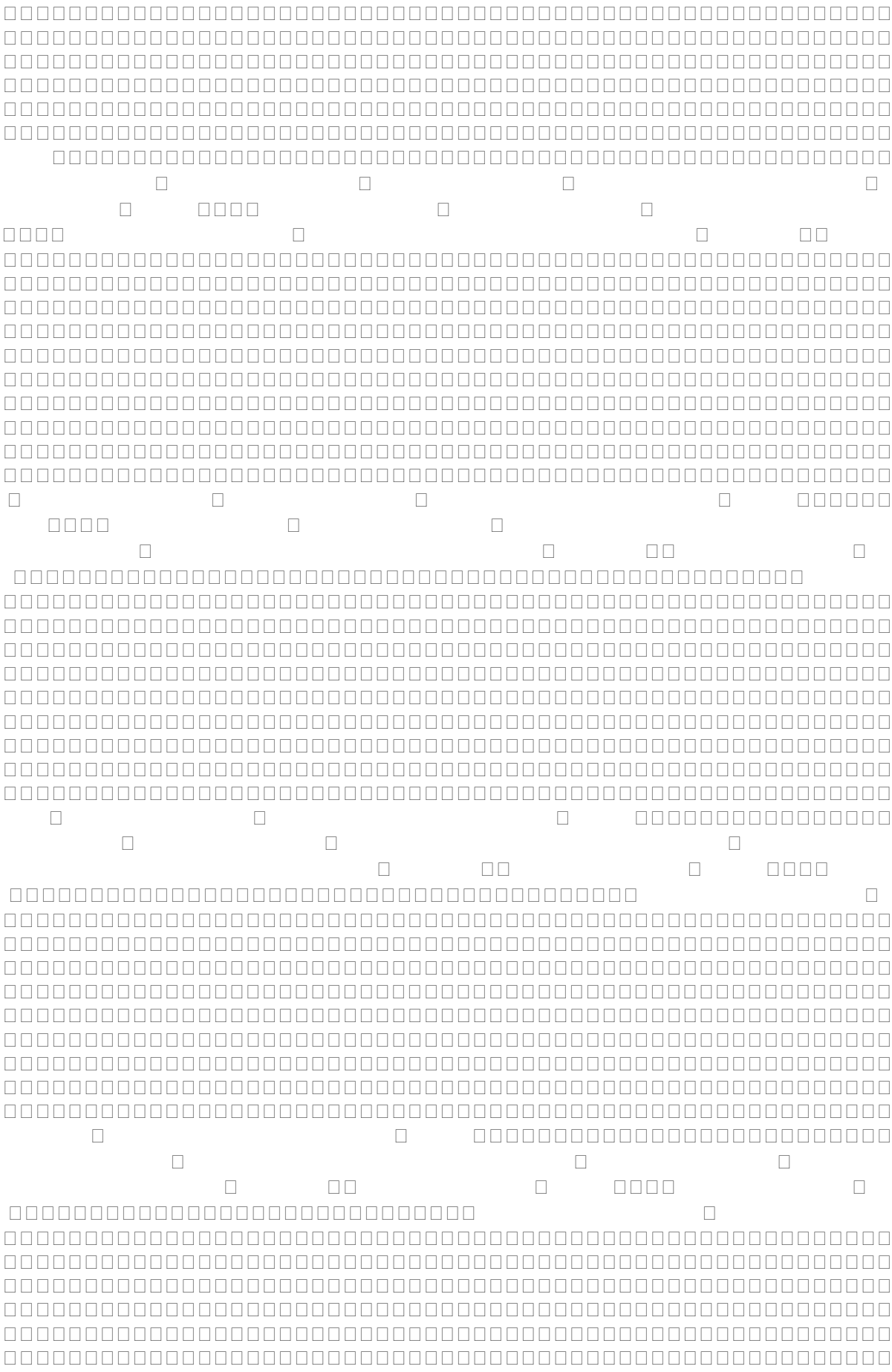
□ □ □□□□



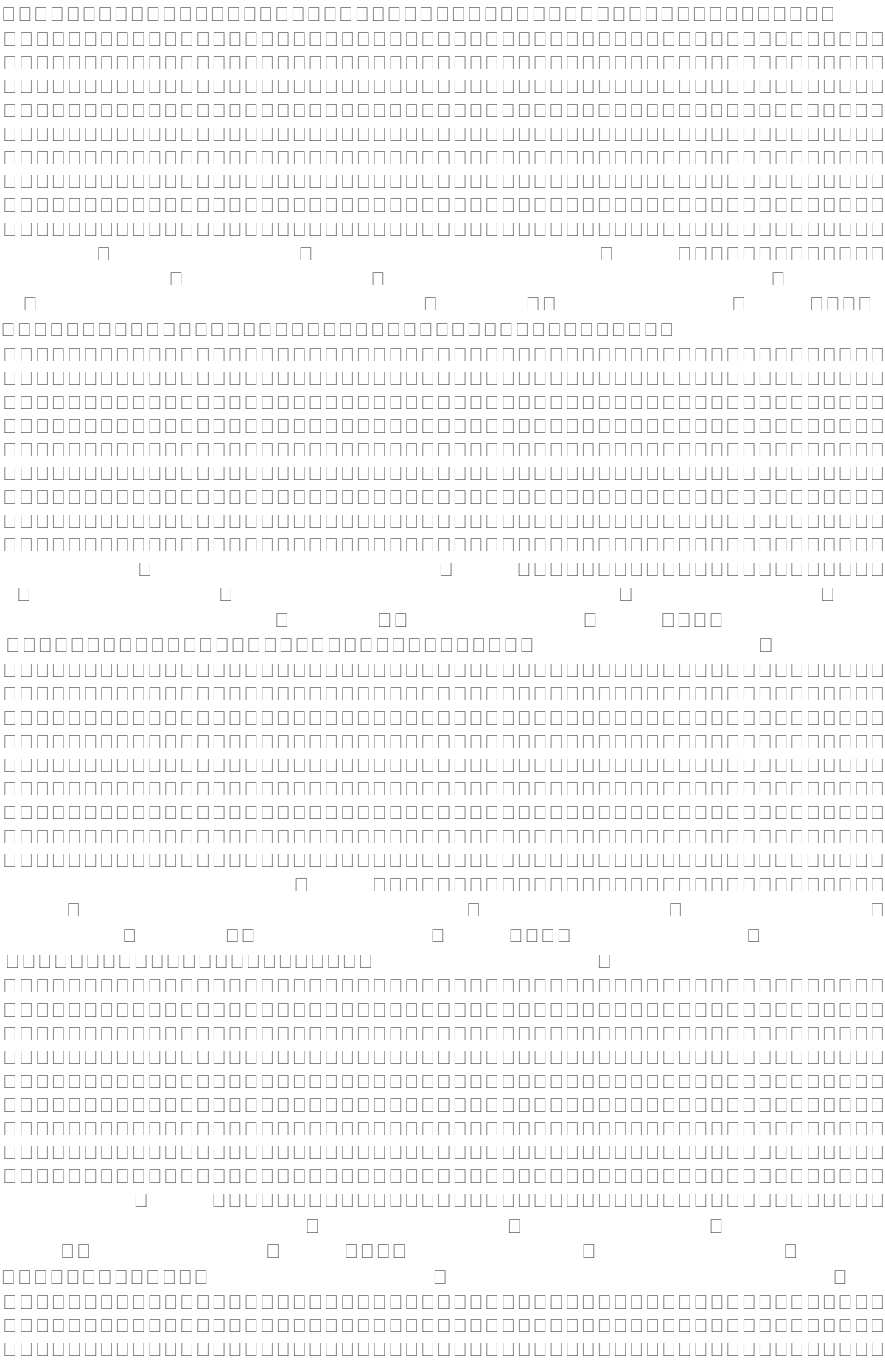


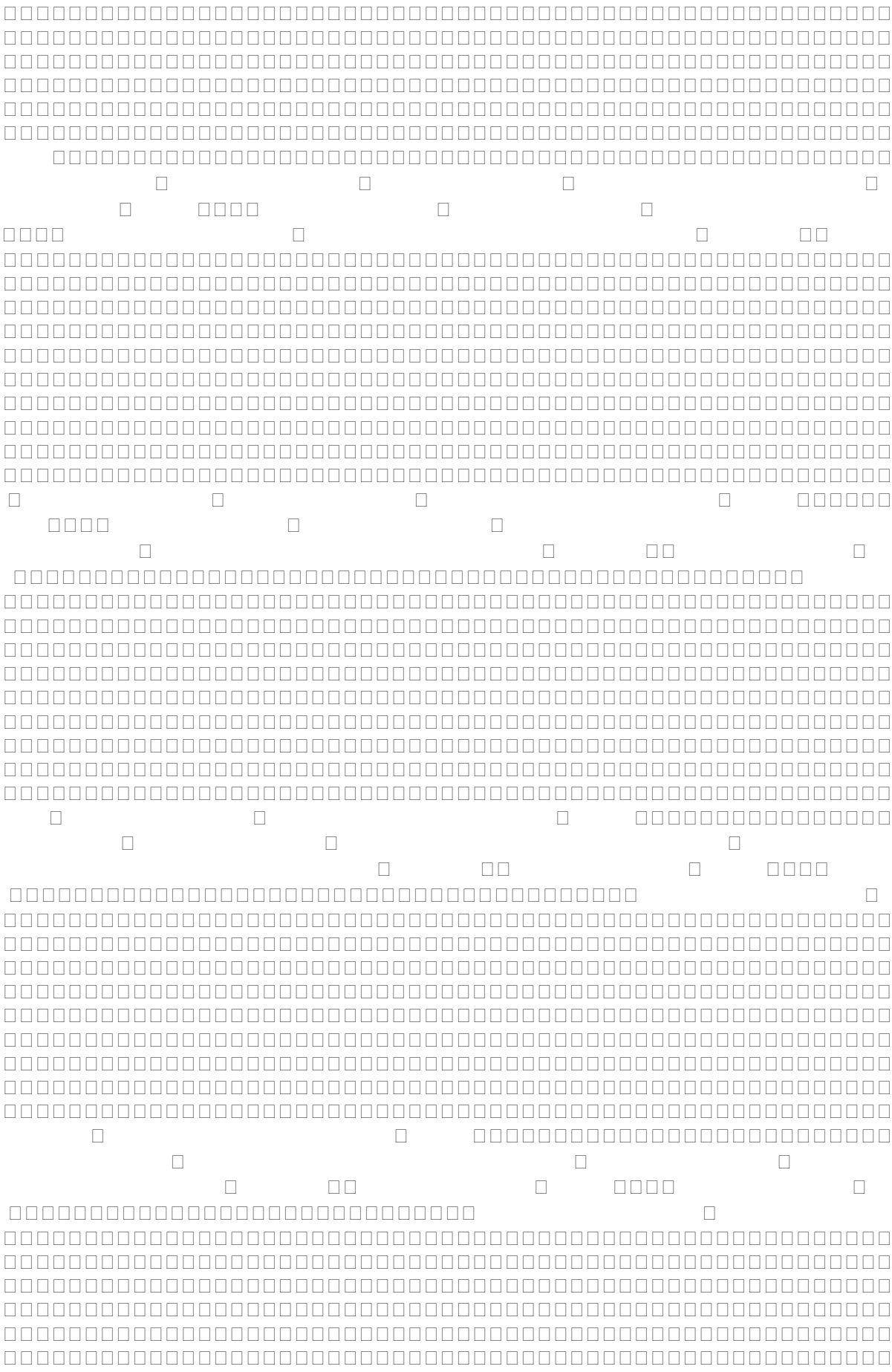
□ □ □□□□



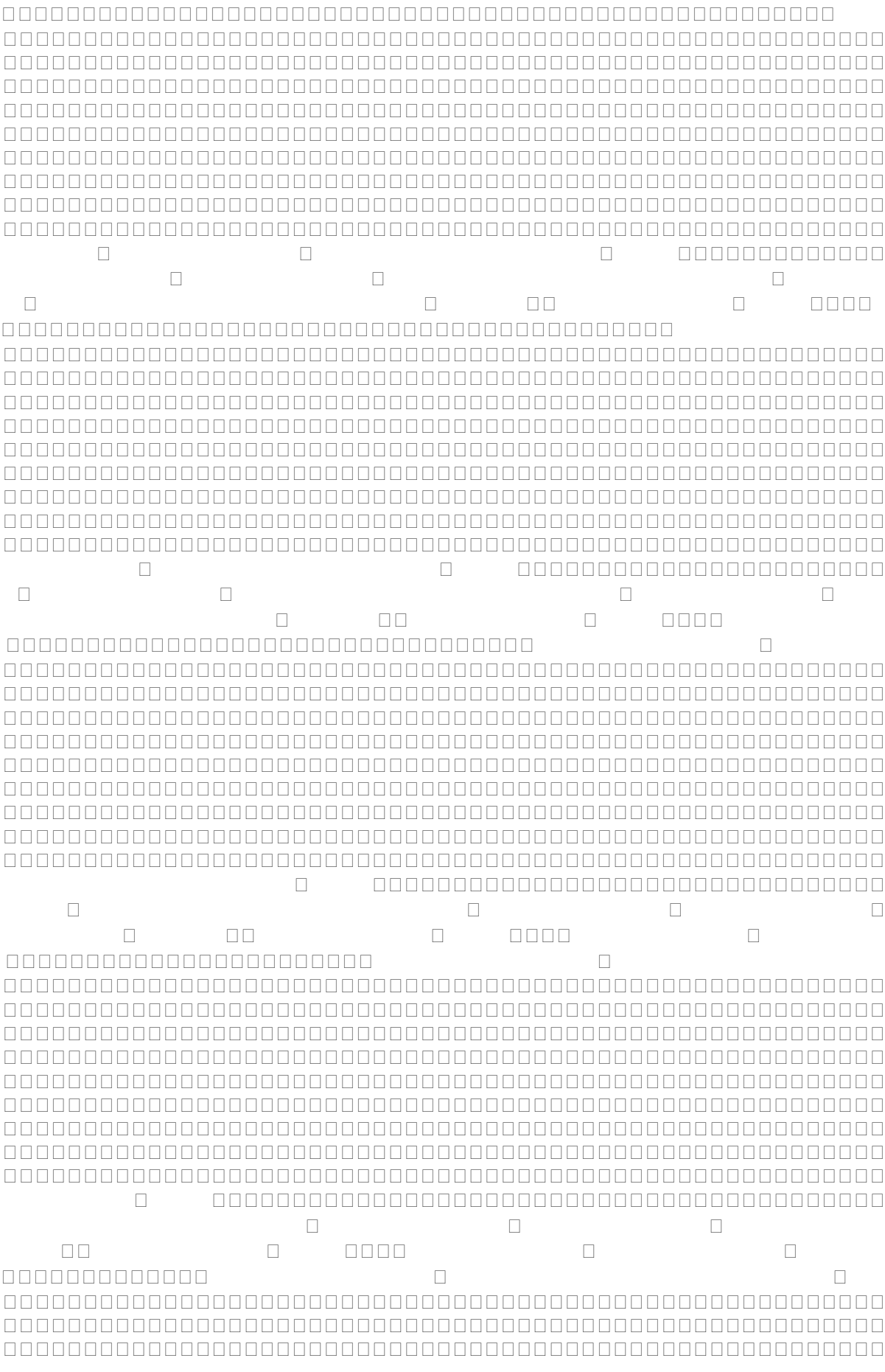


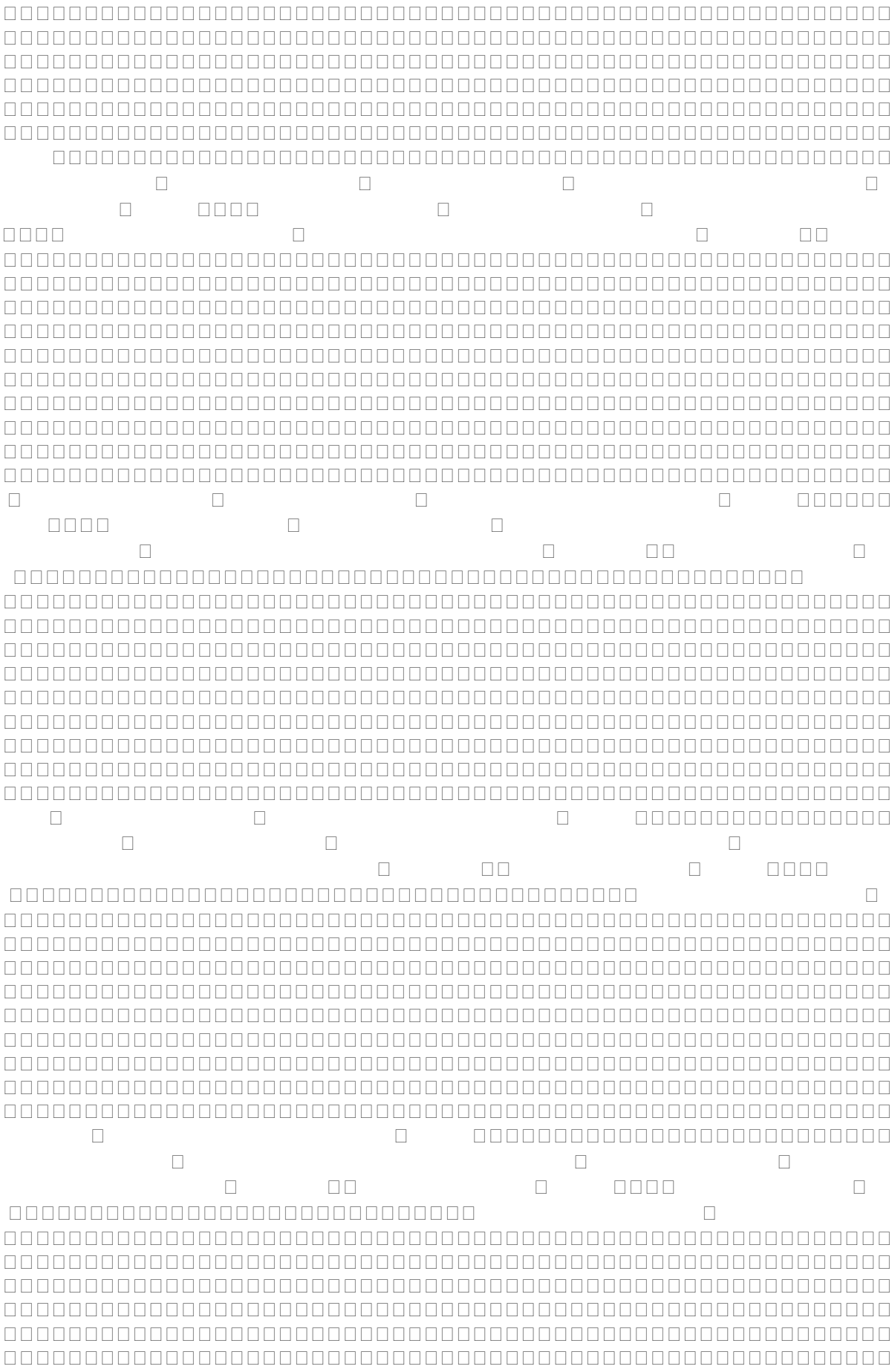
□ □ □□□□



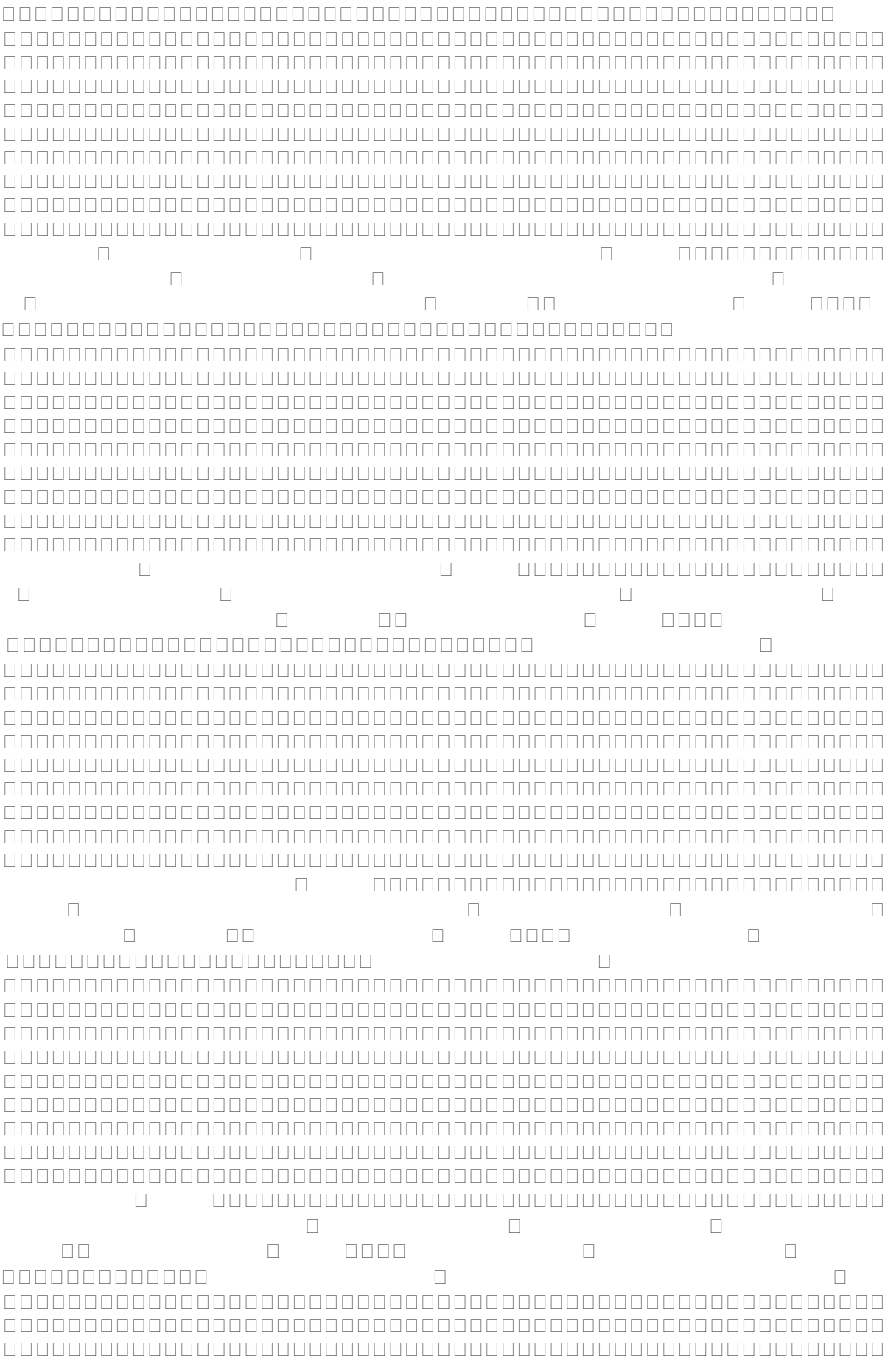


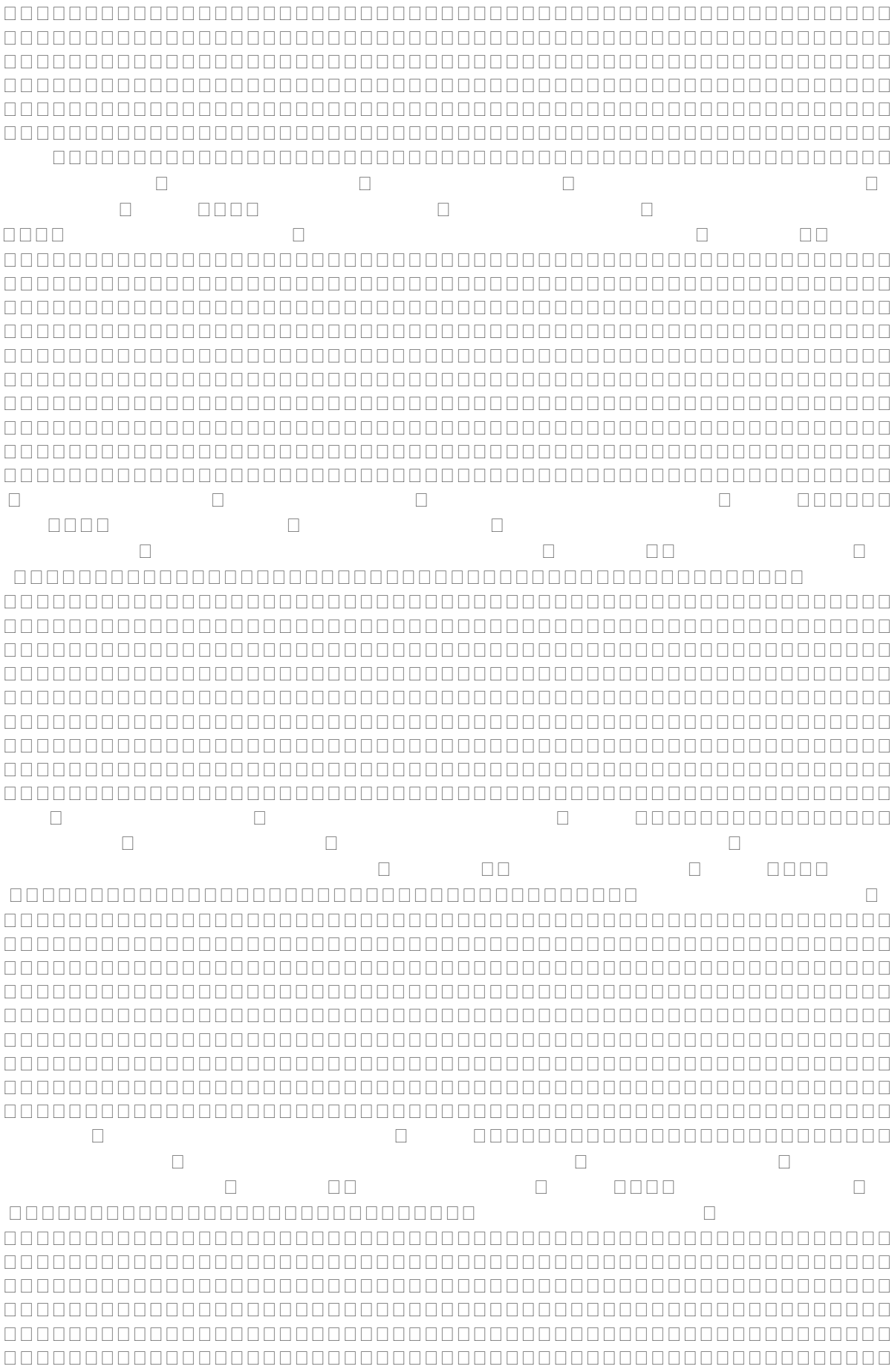
□ □ □□□□



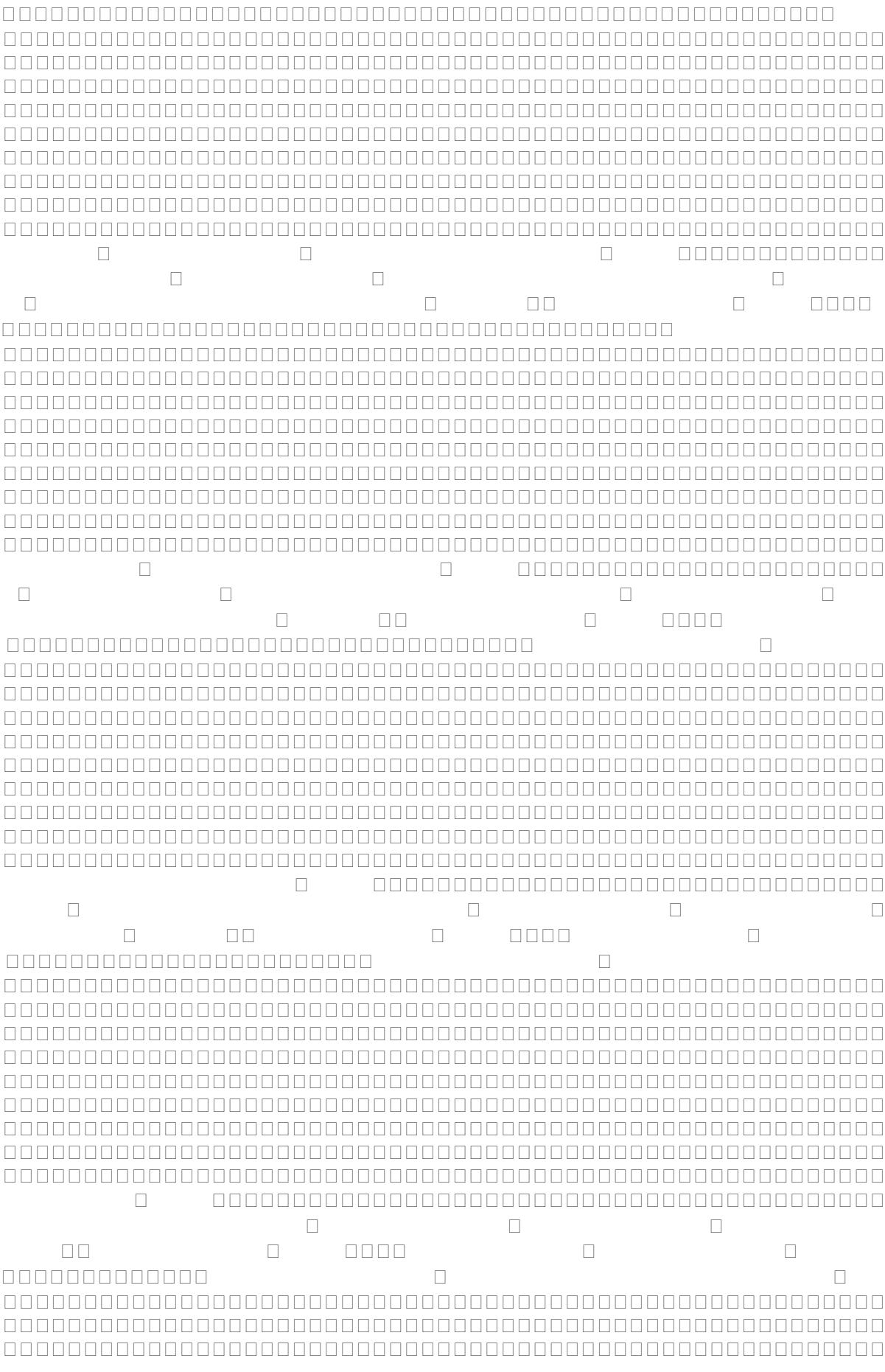


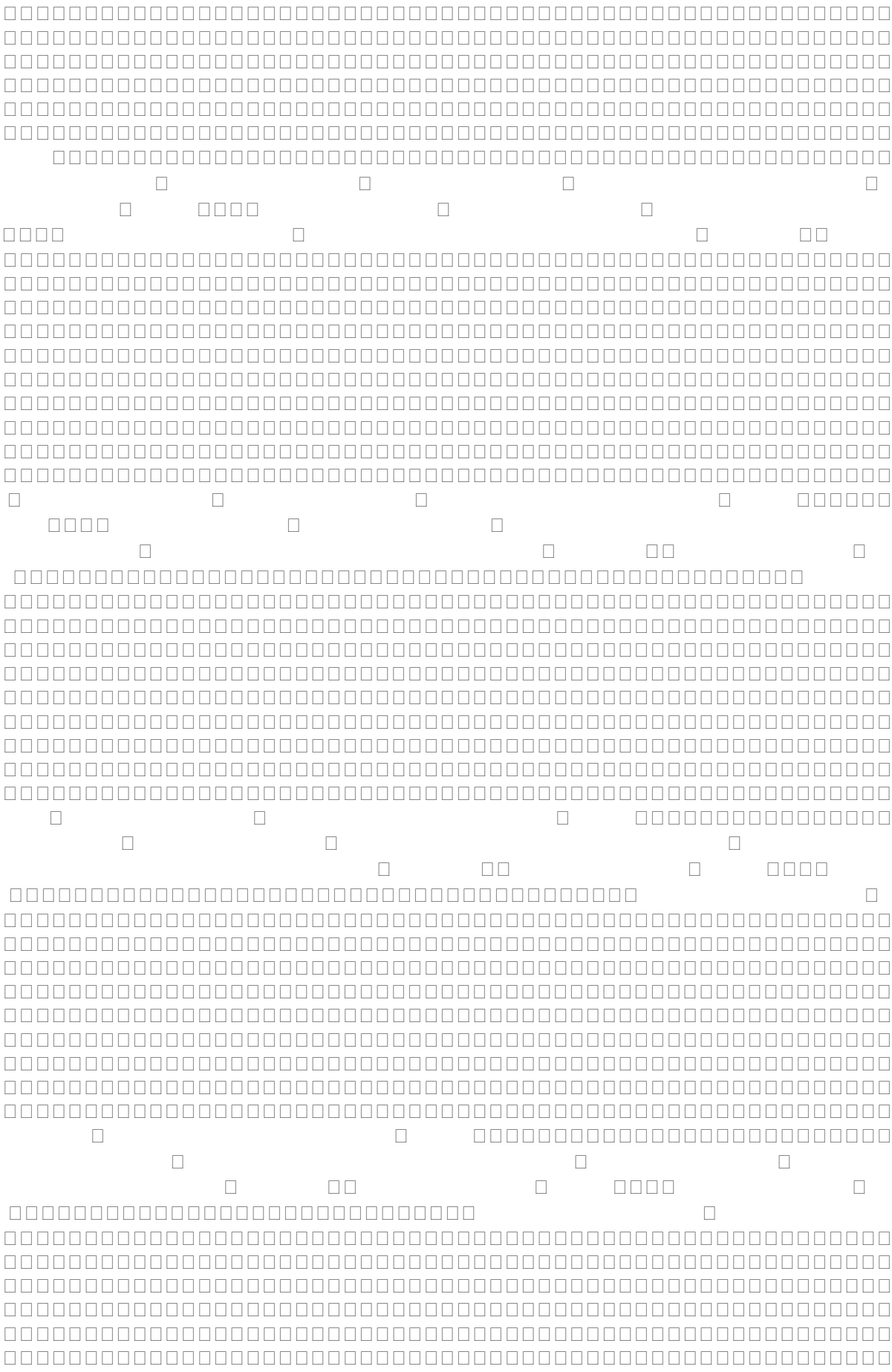
□ □ □□□□



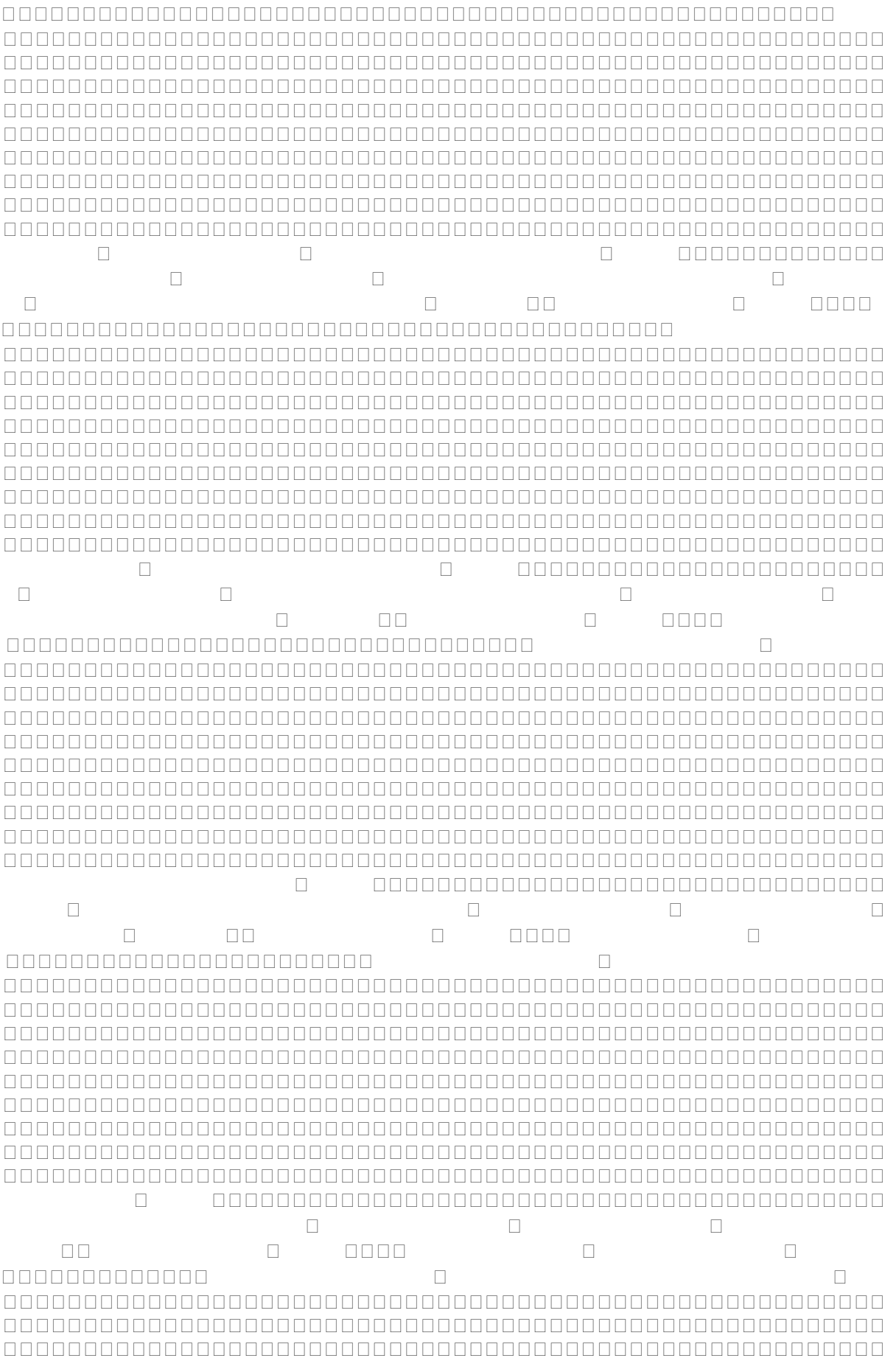


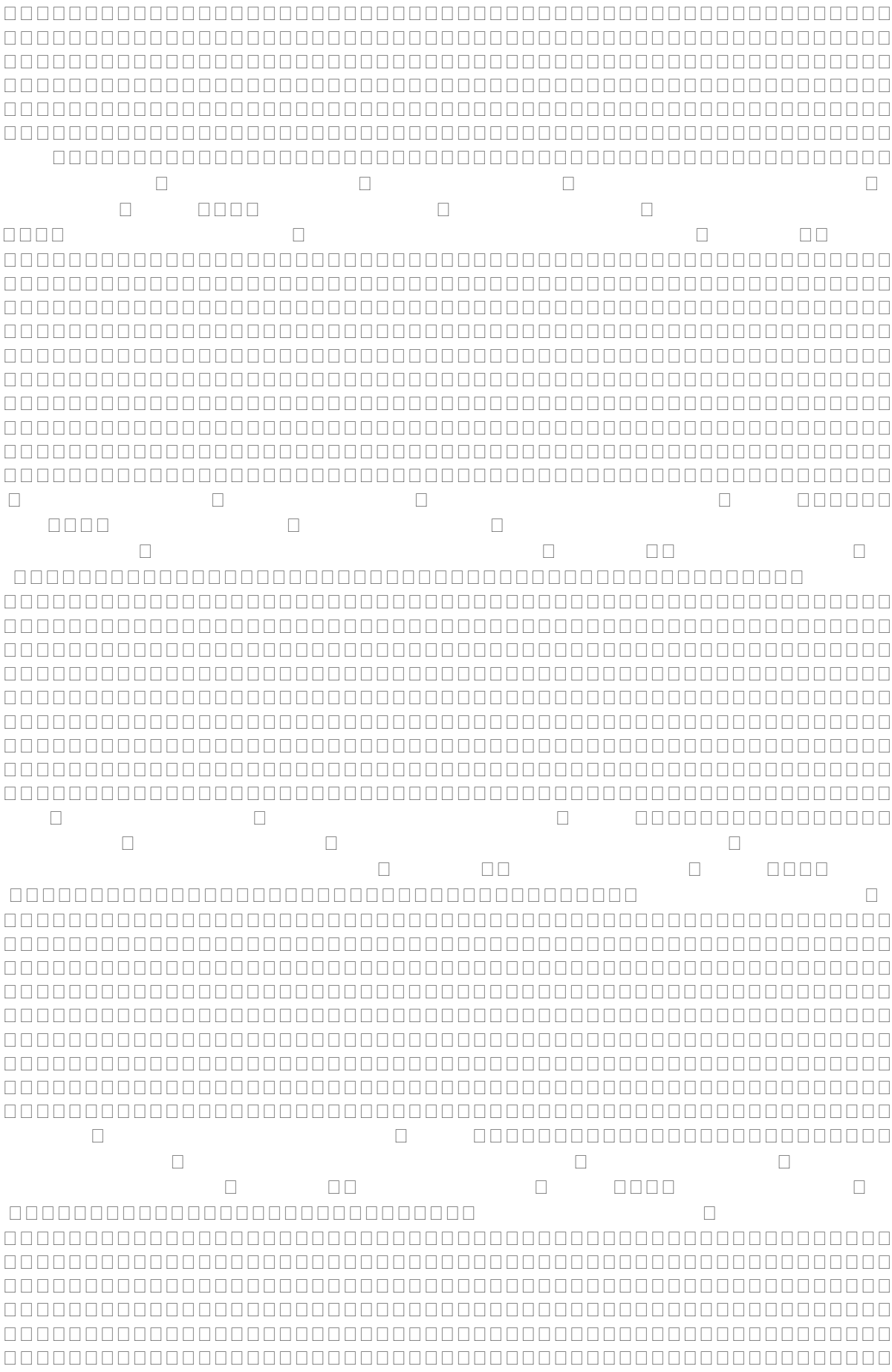
□ □ □□□□



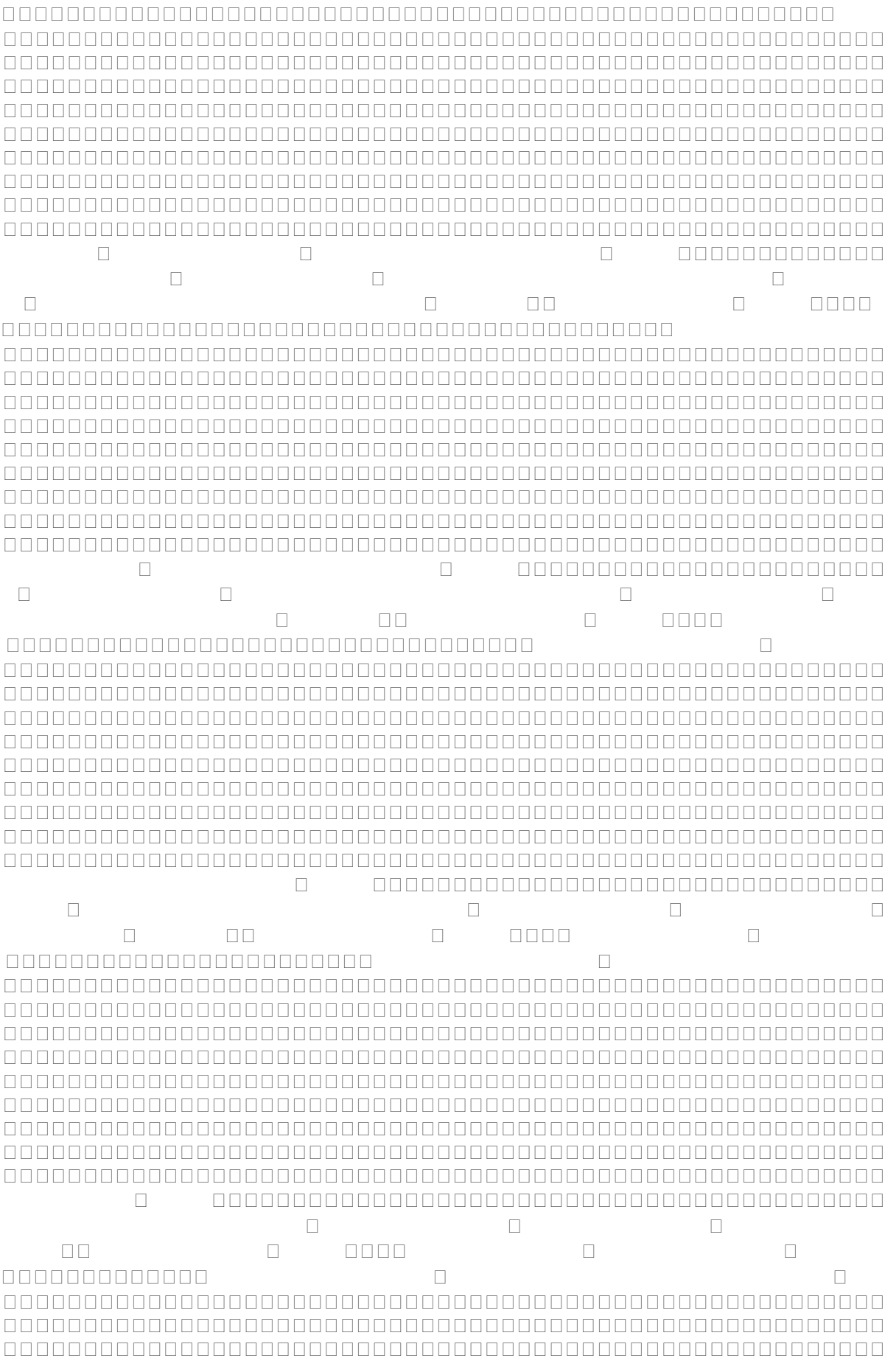


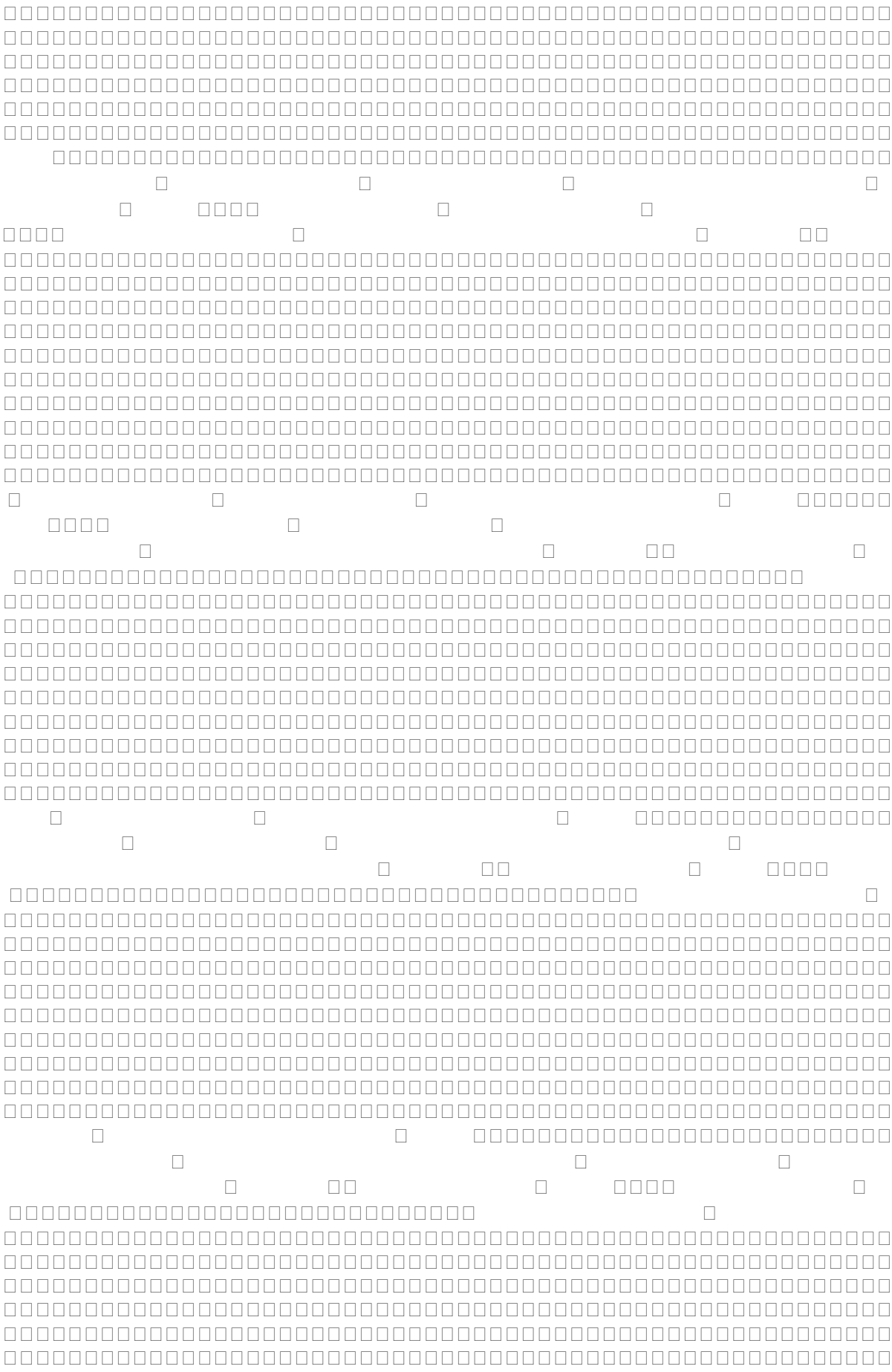
□ □ □□□□



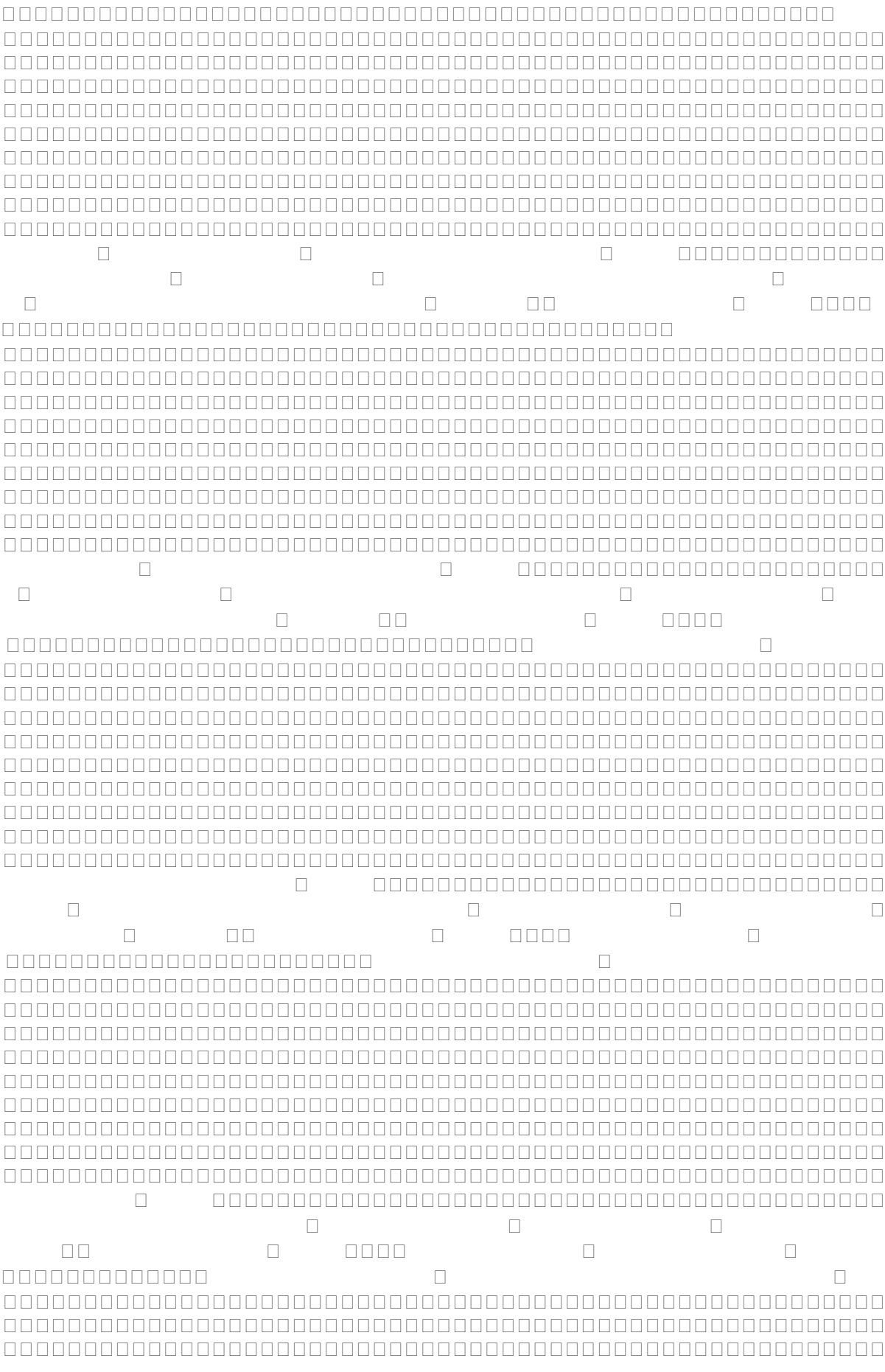


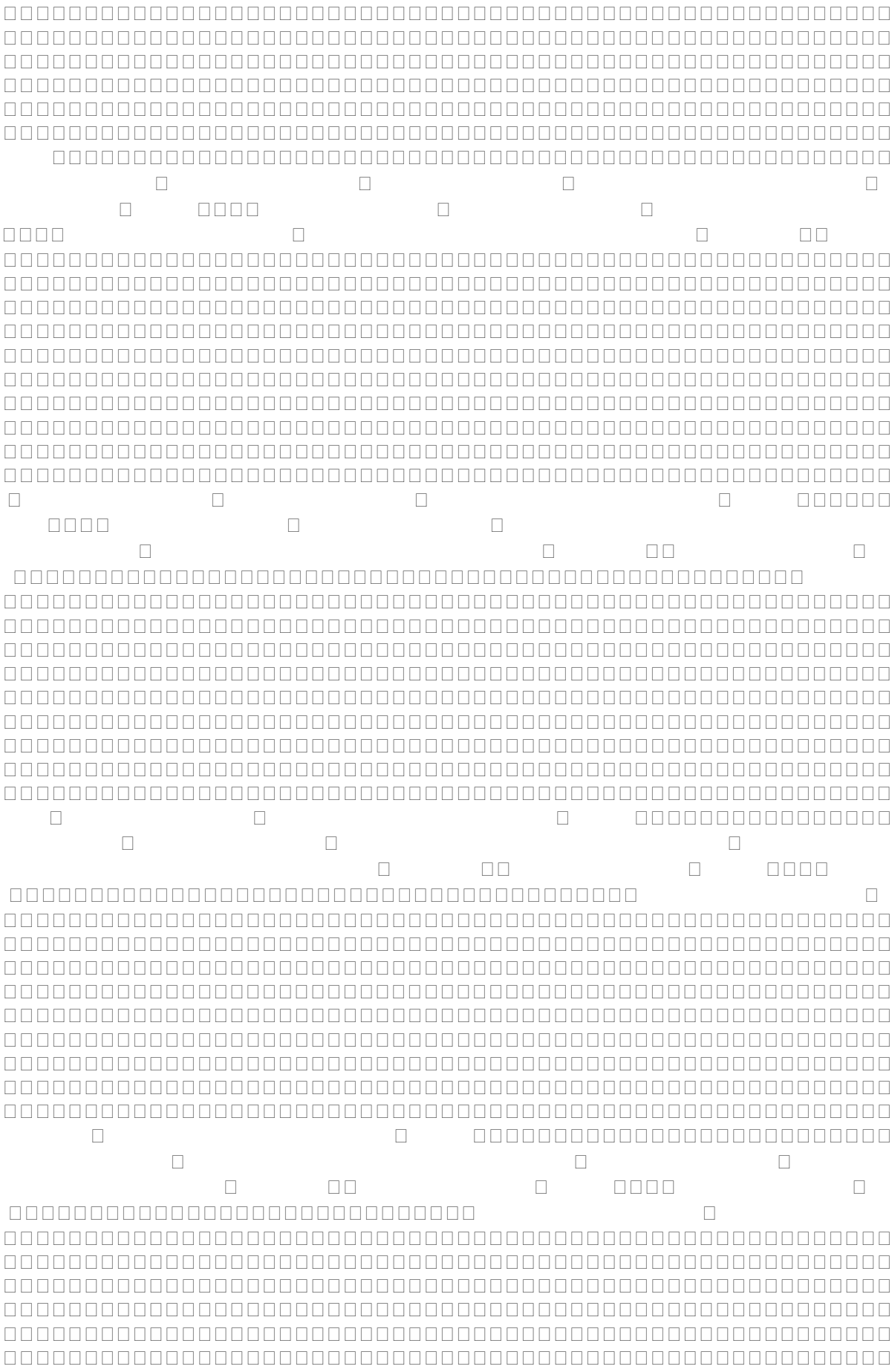
□ □ □□□□



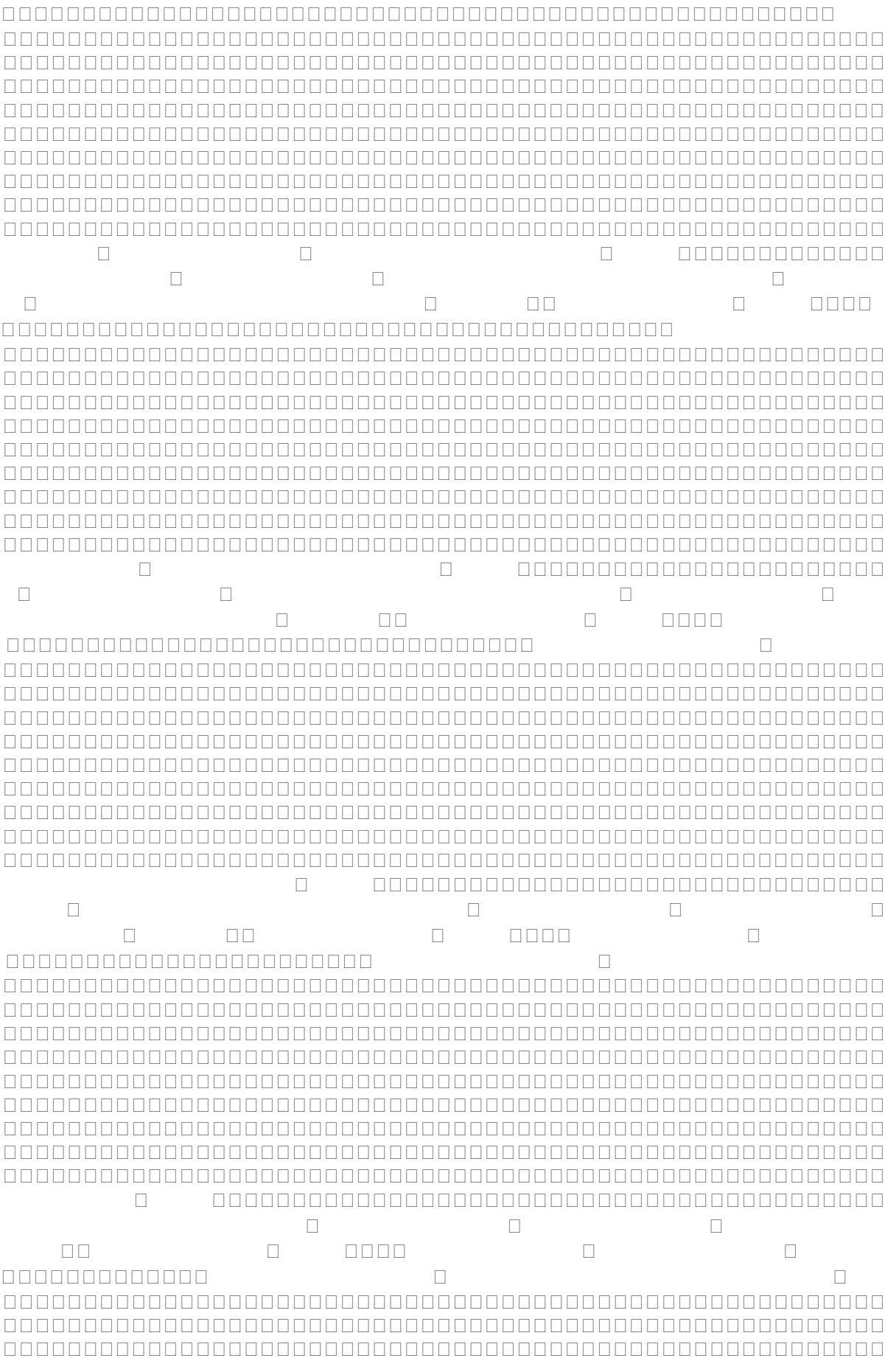


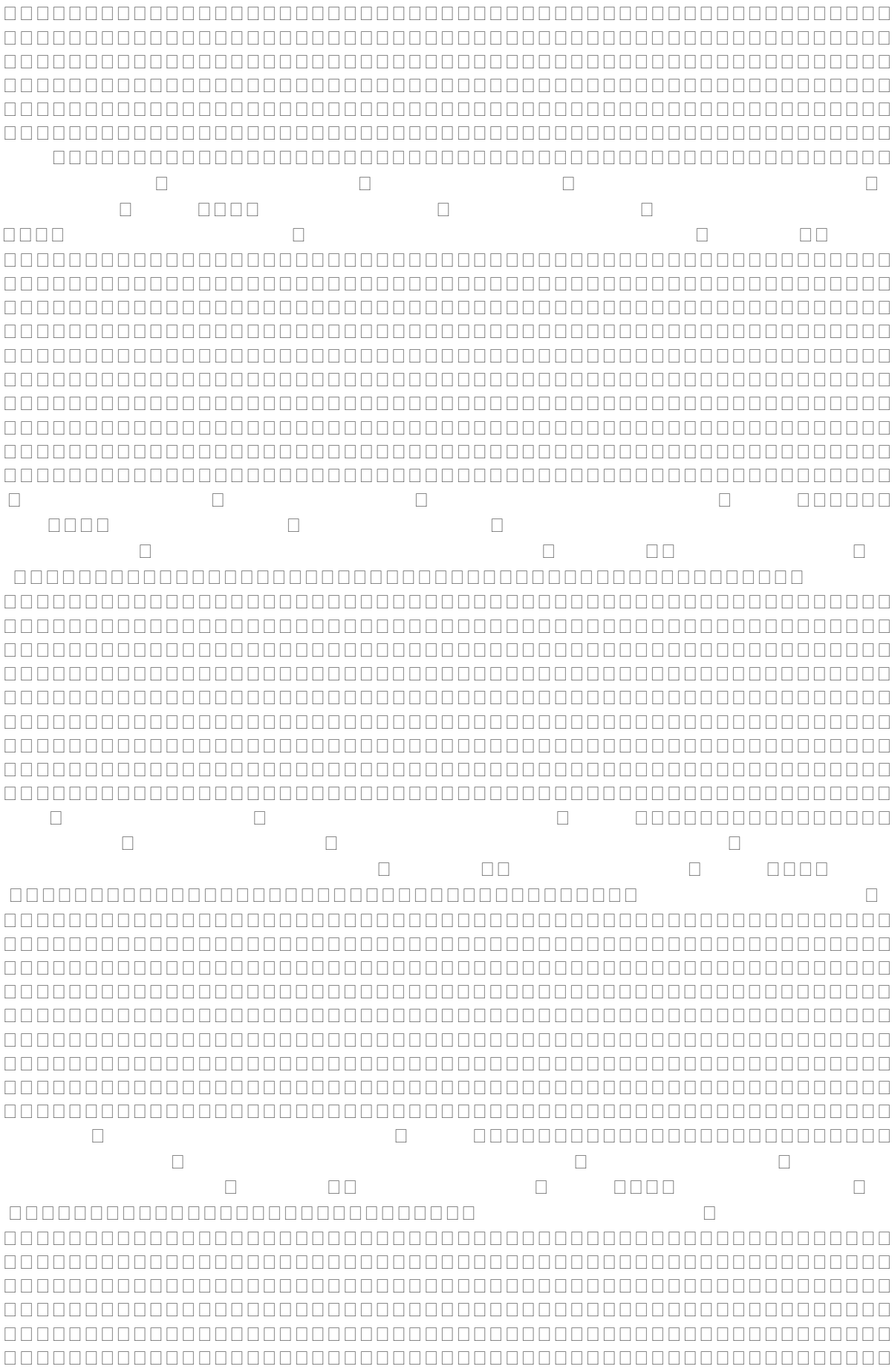
□ □ □□□□



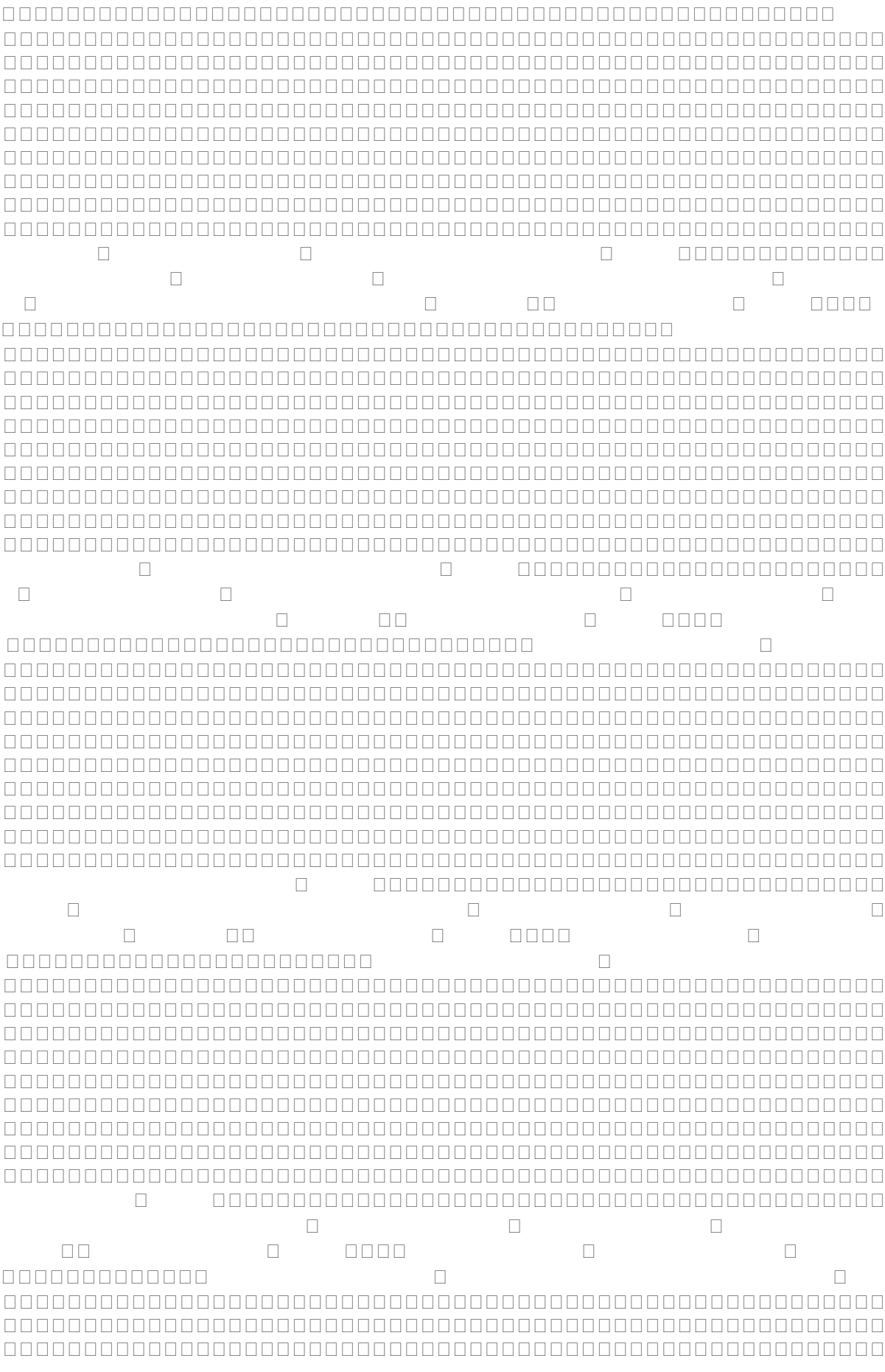


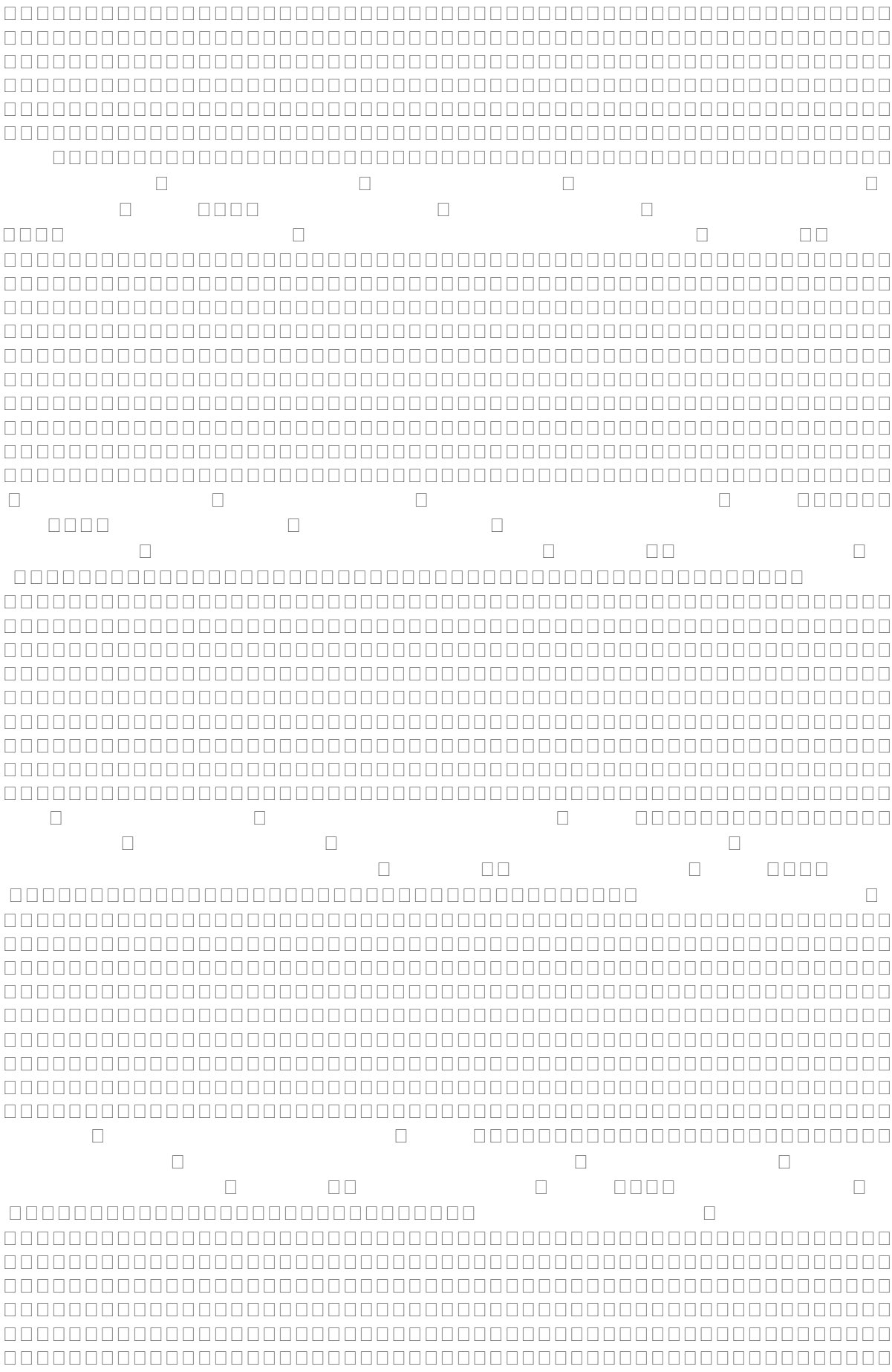
□ □ □□□□



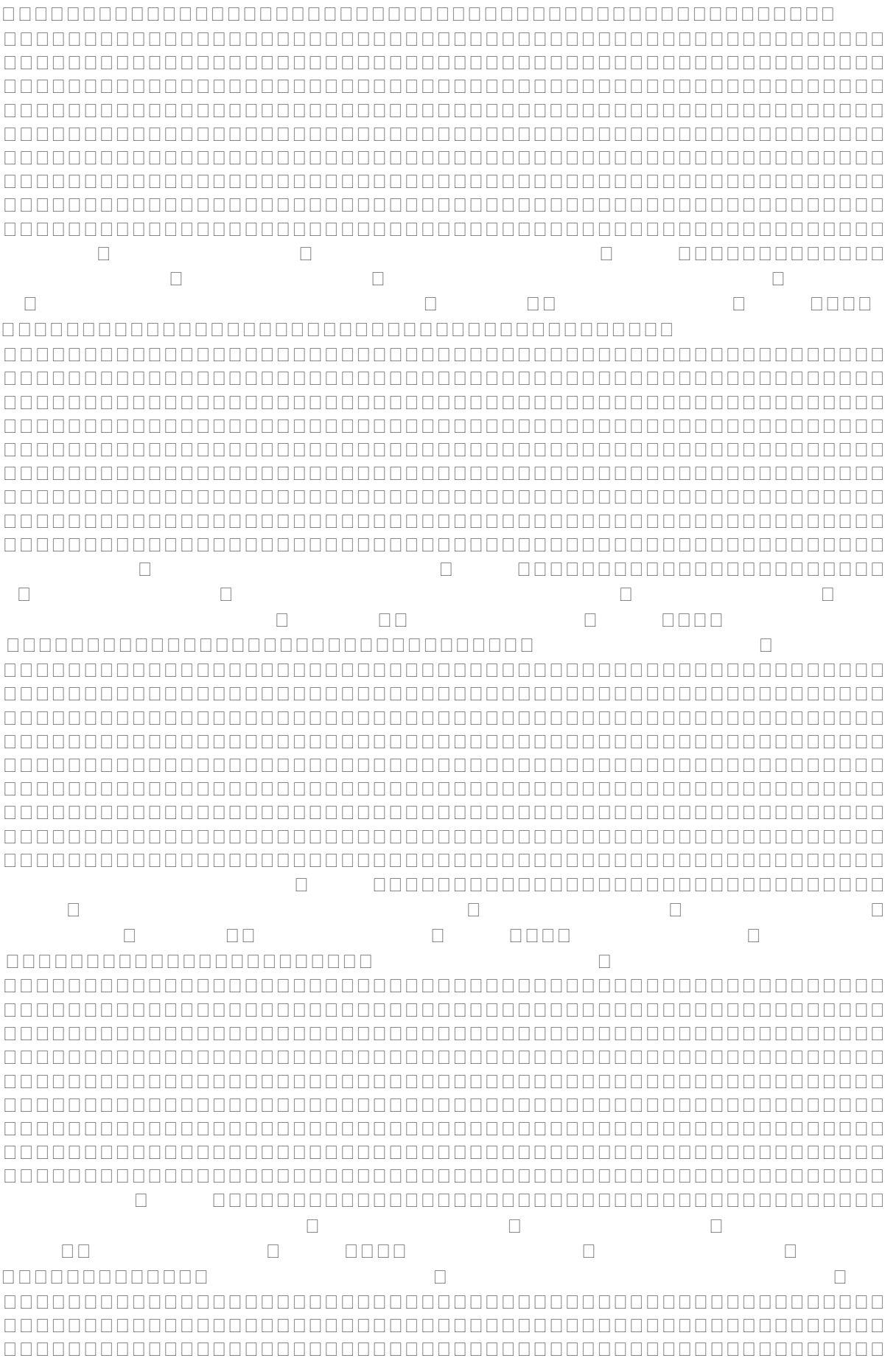


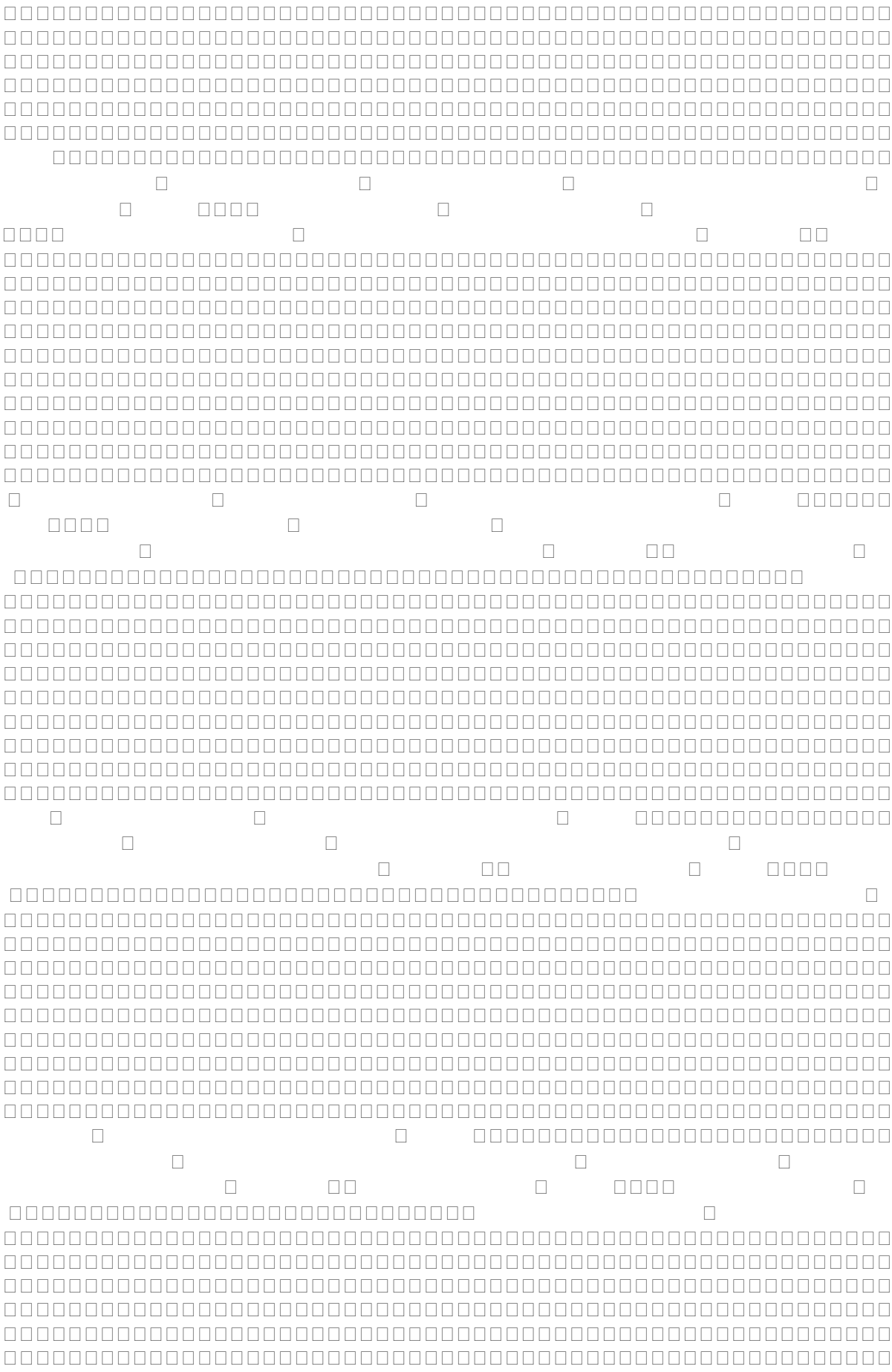
□ □ □□□□



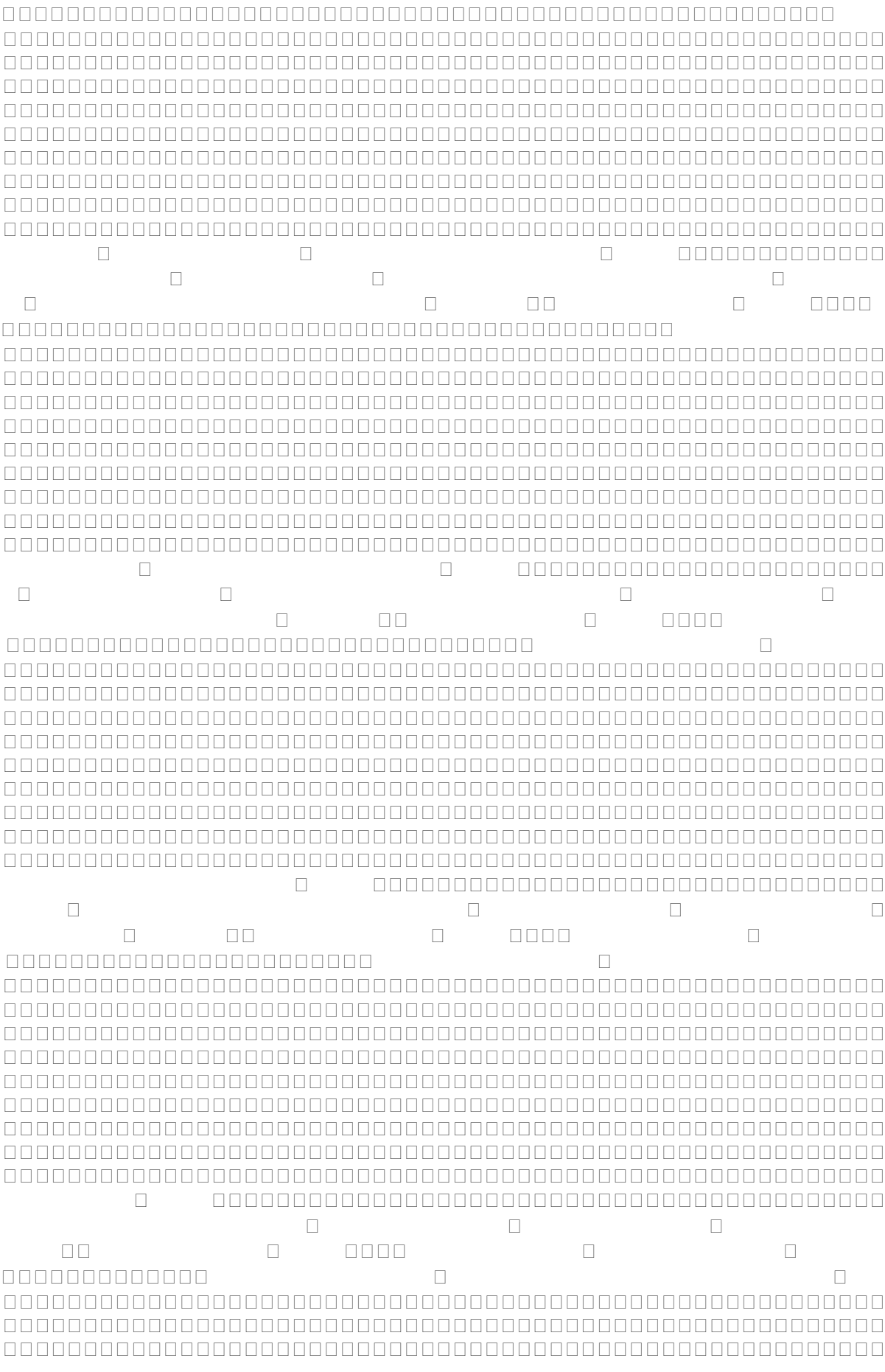


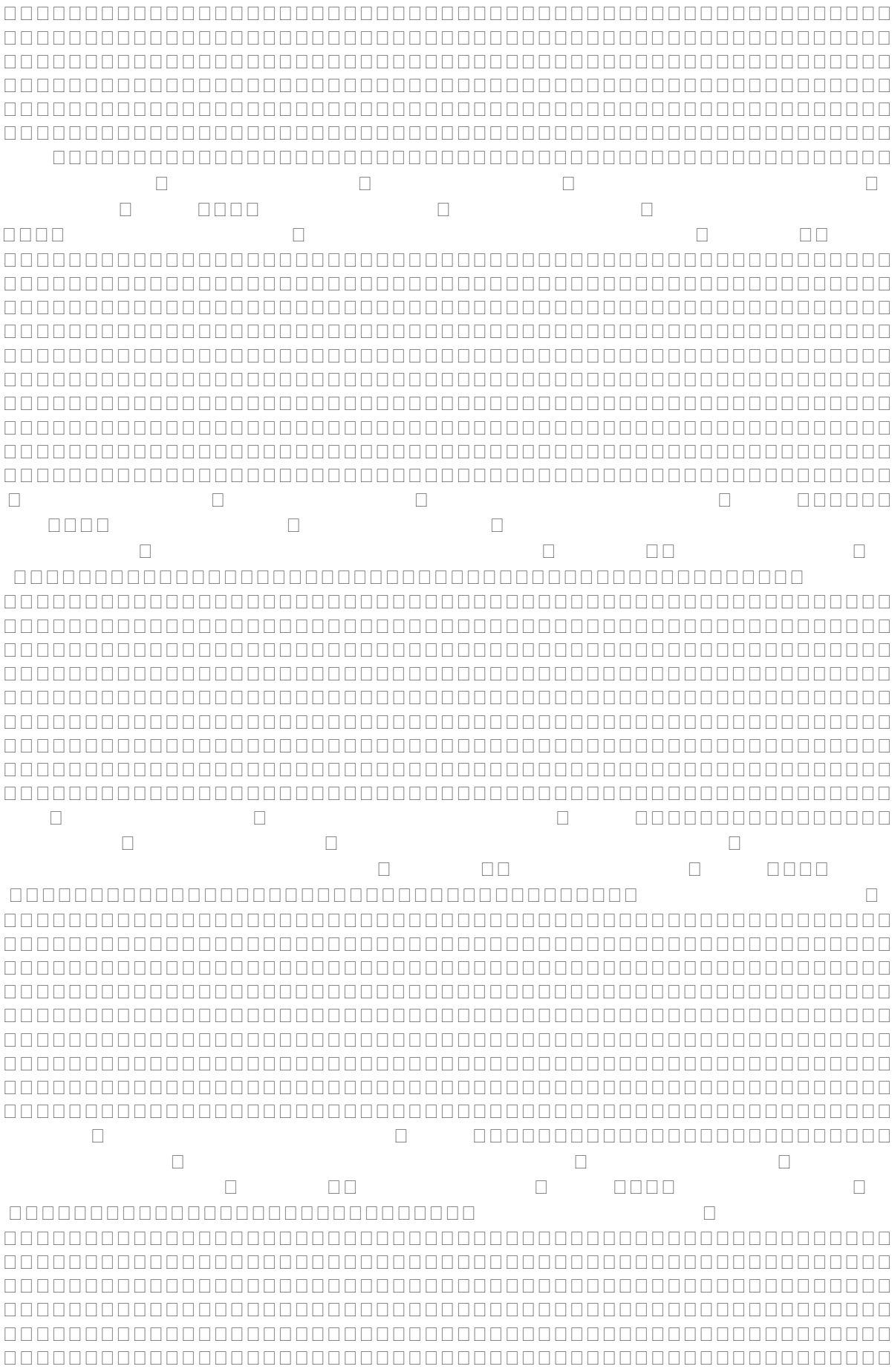
□ □ □□□□



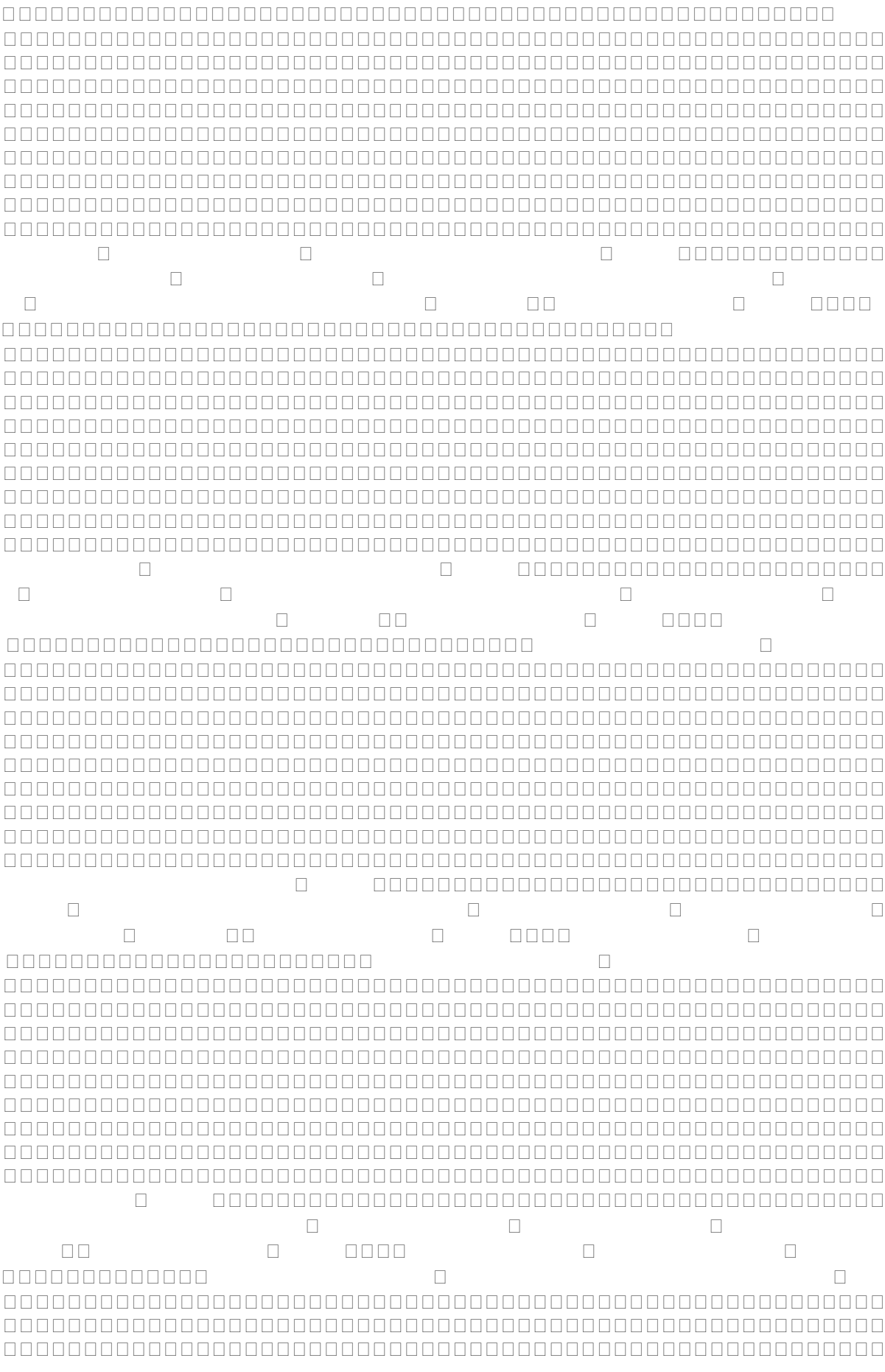


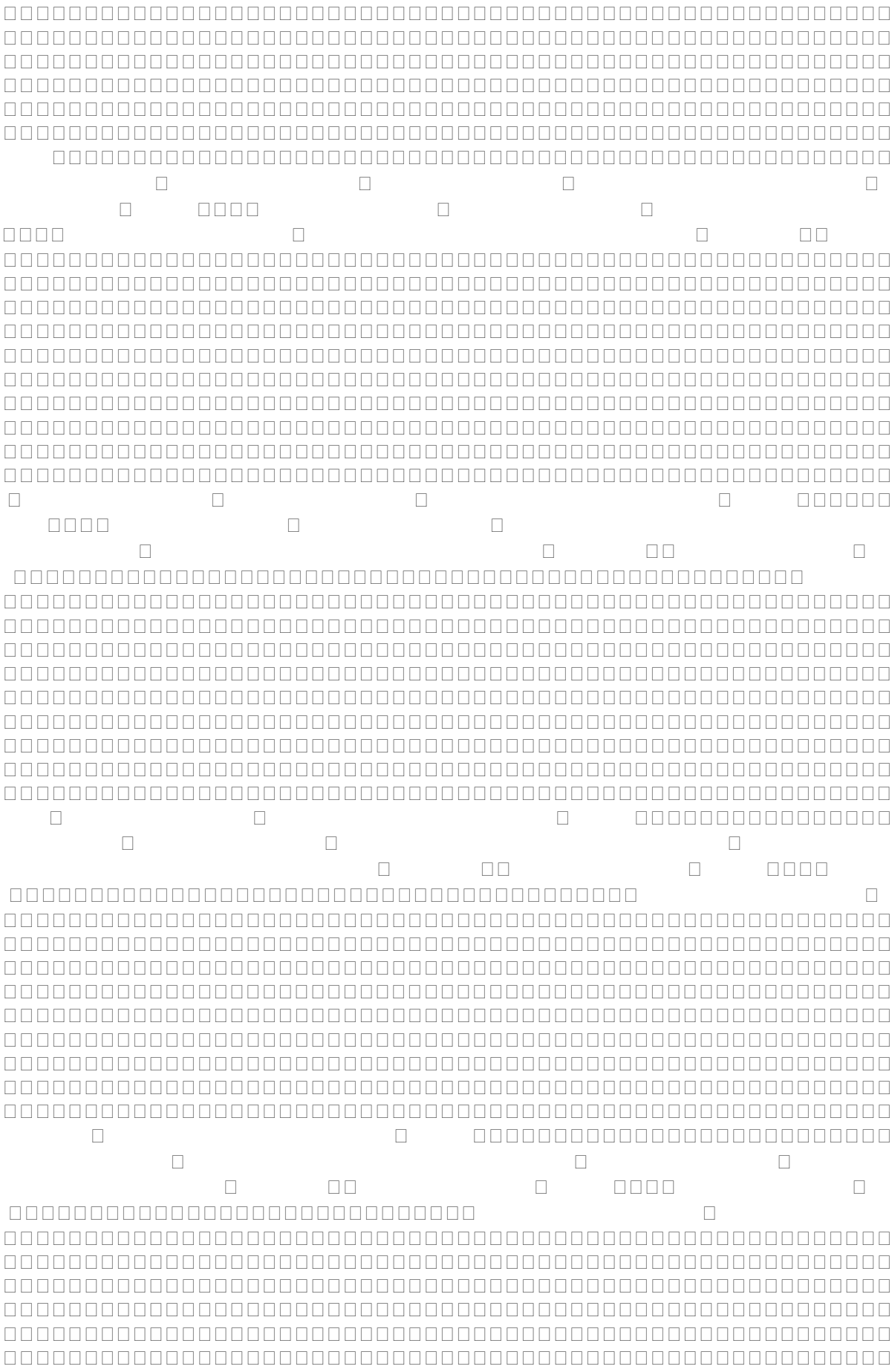
□ □ □□□□



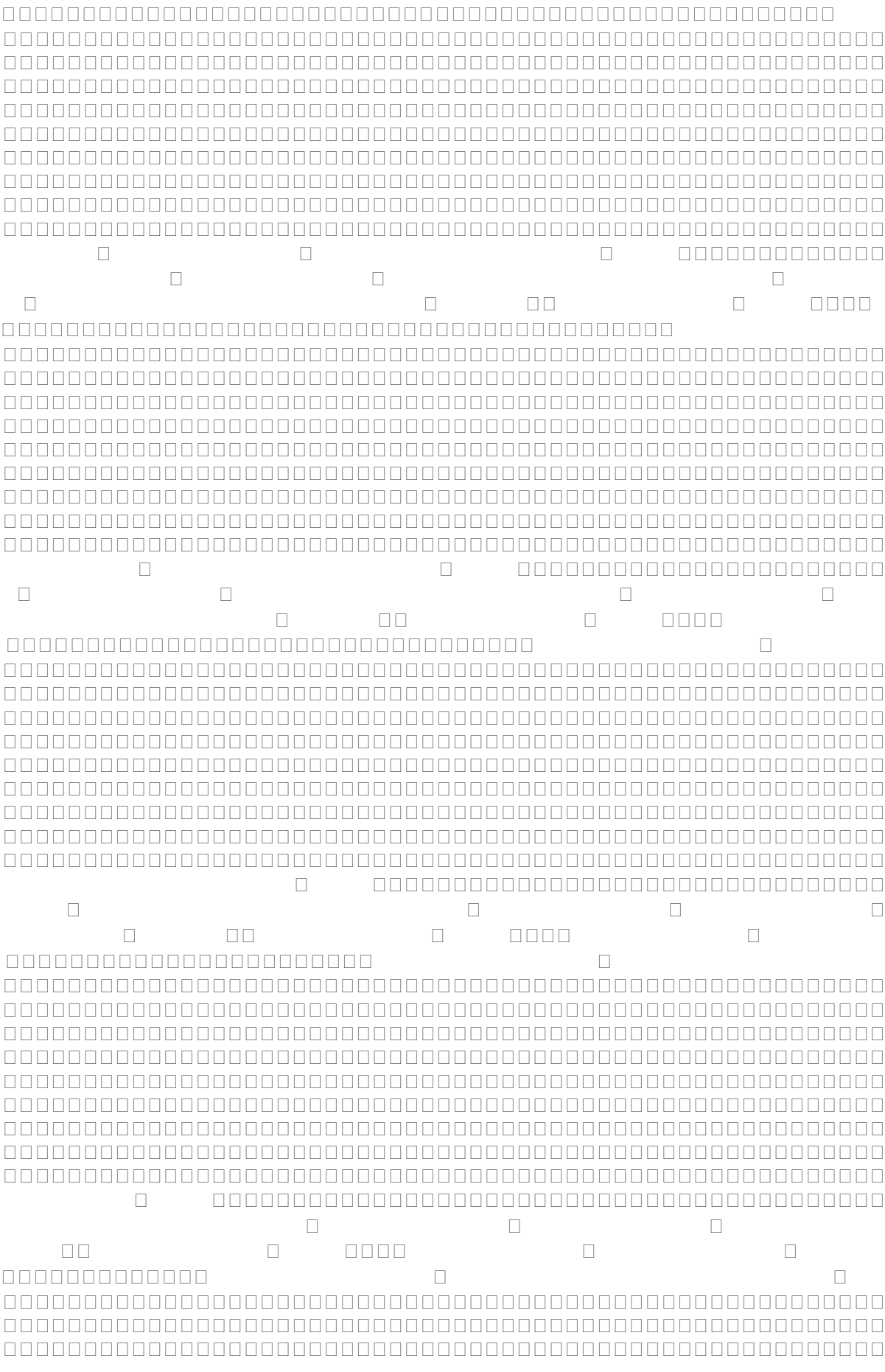


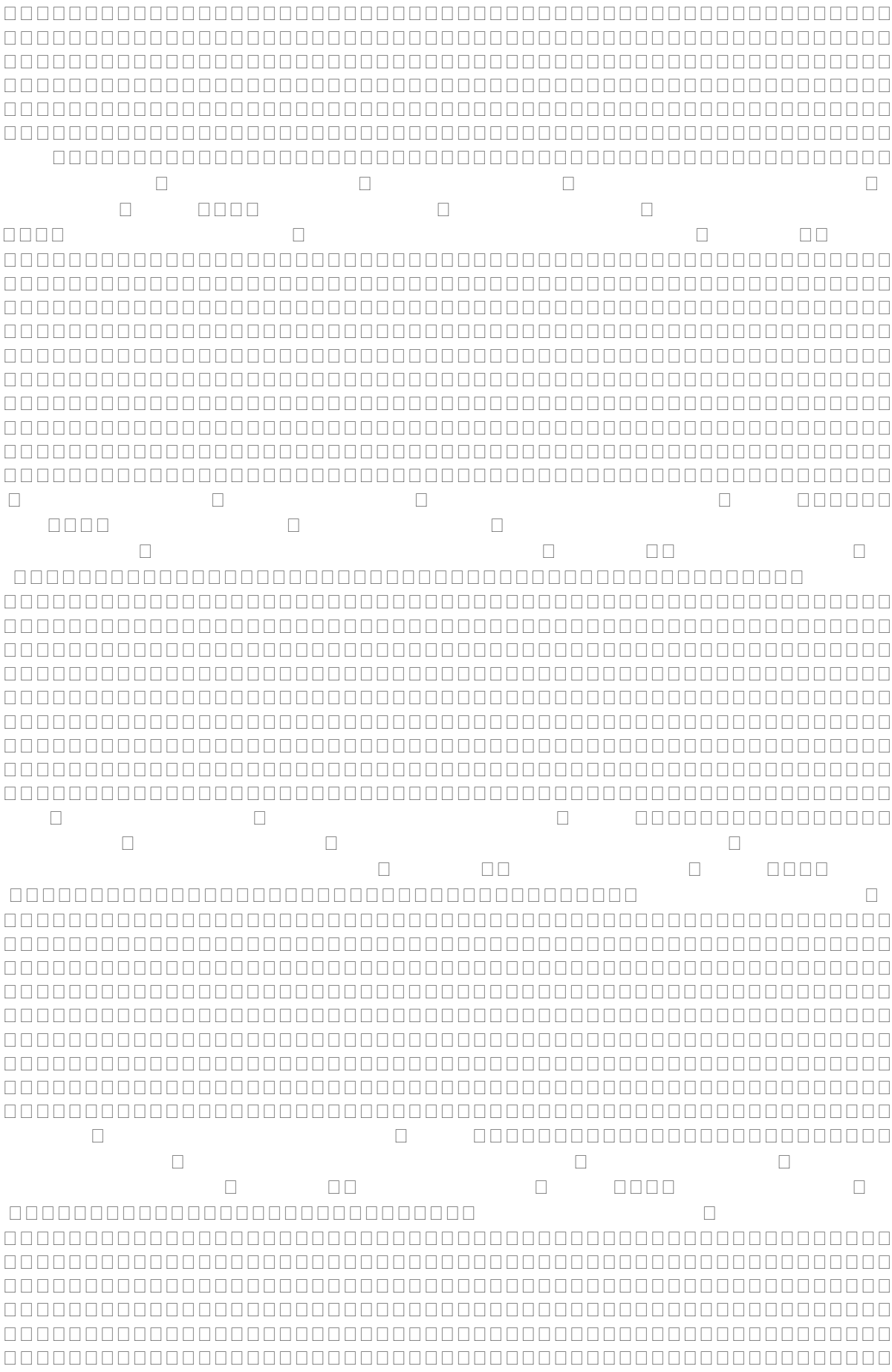
□ □ □□□□



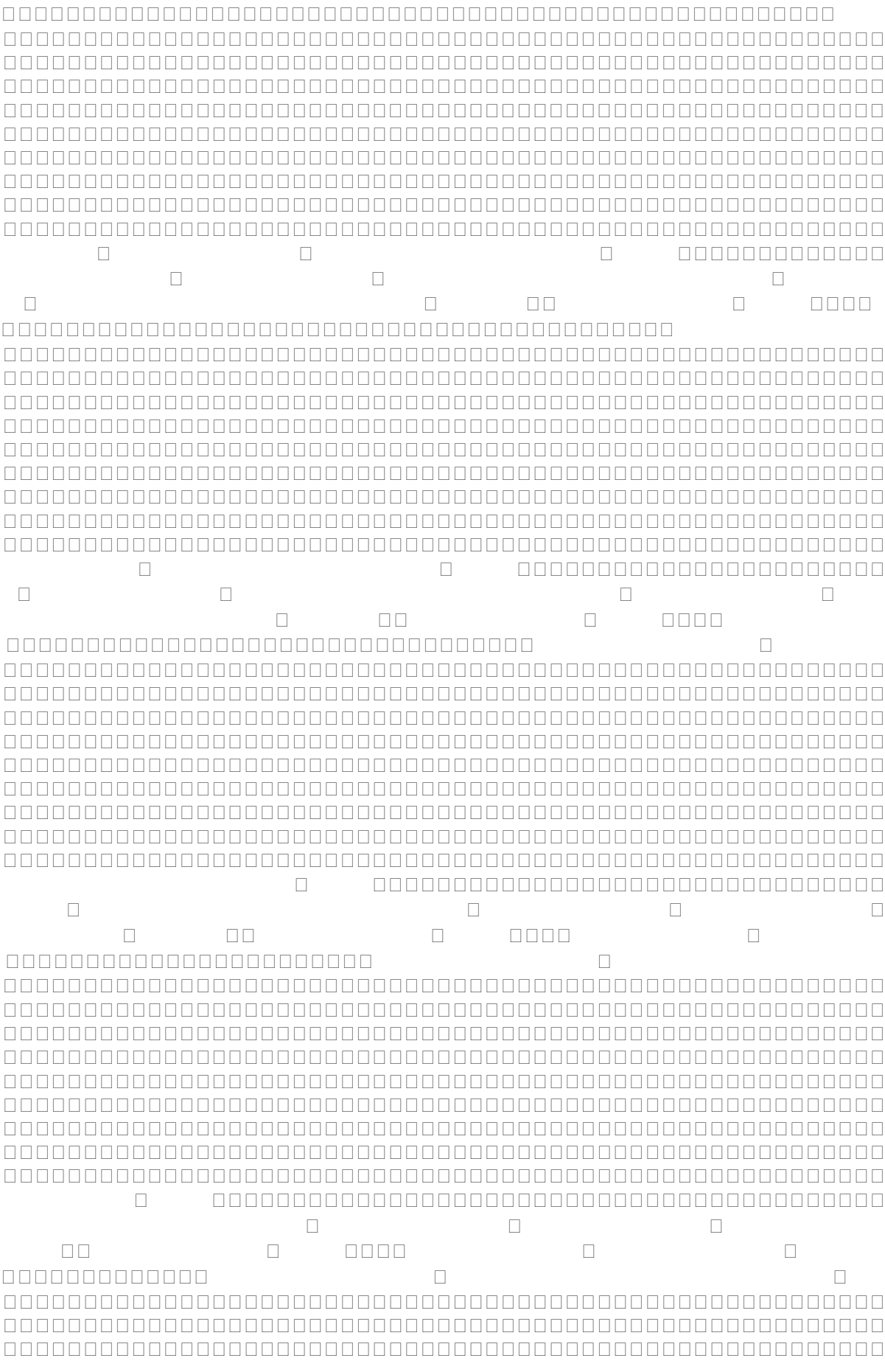


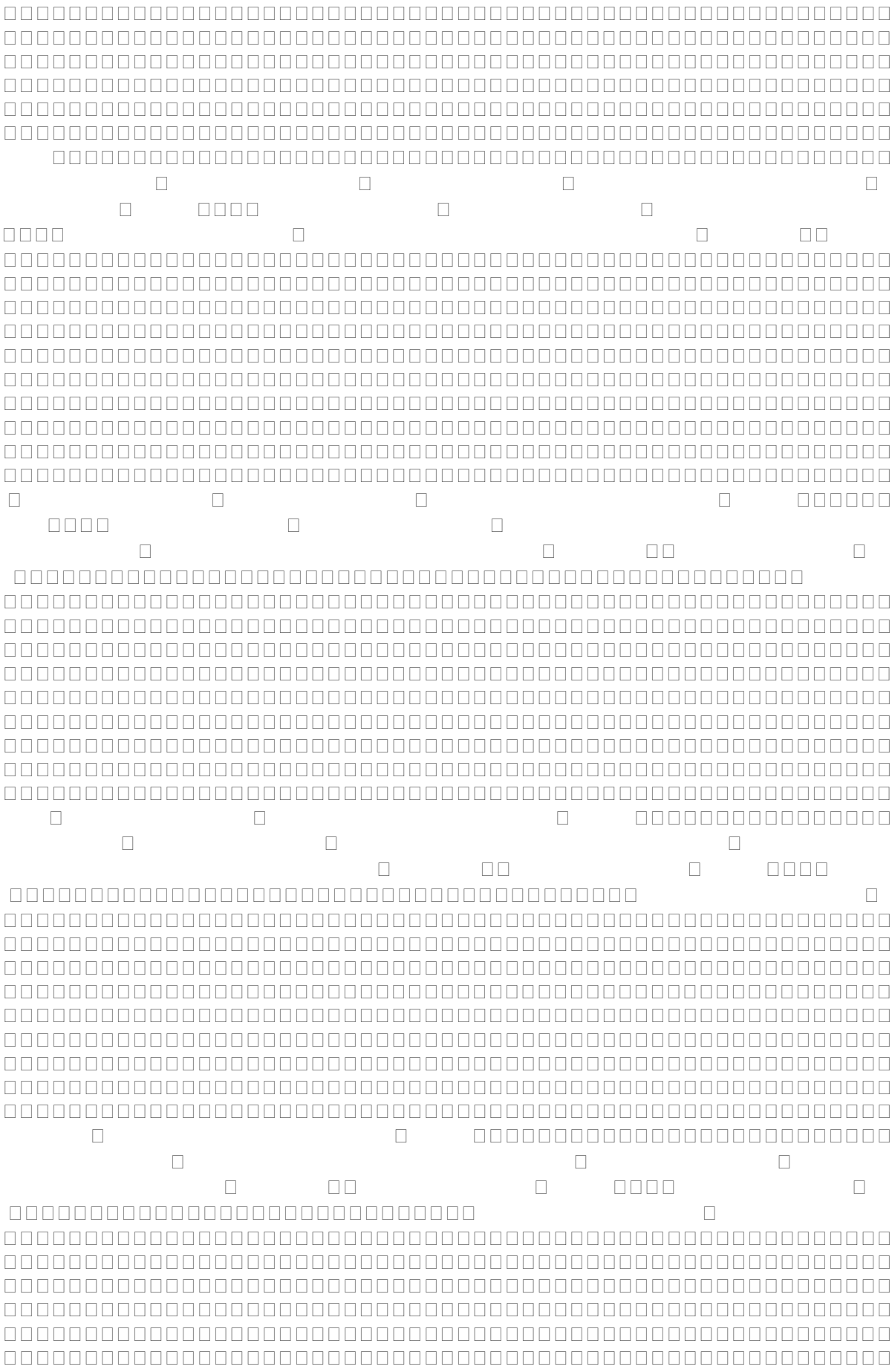
□ □ □□□□



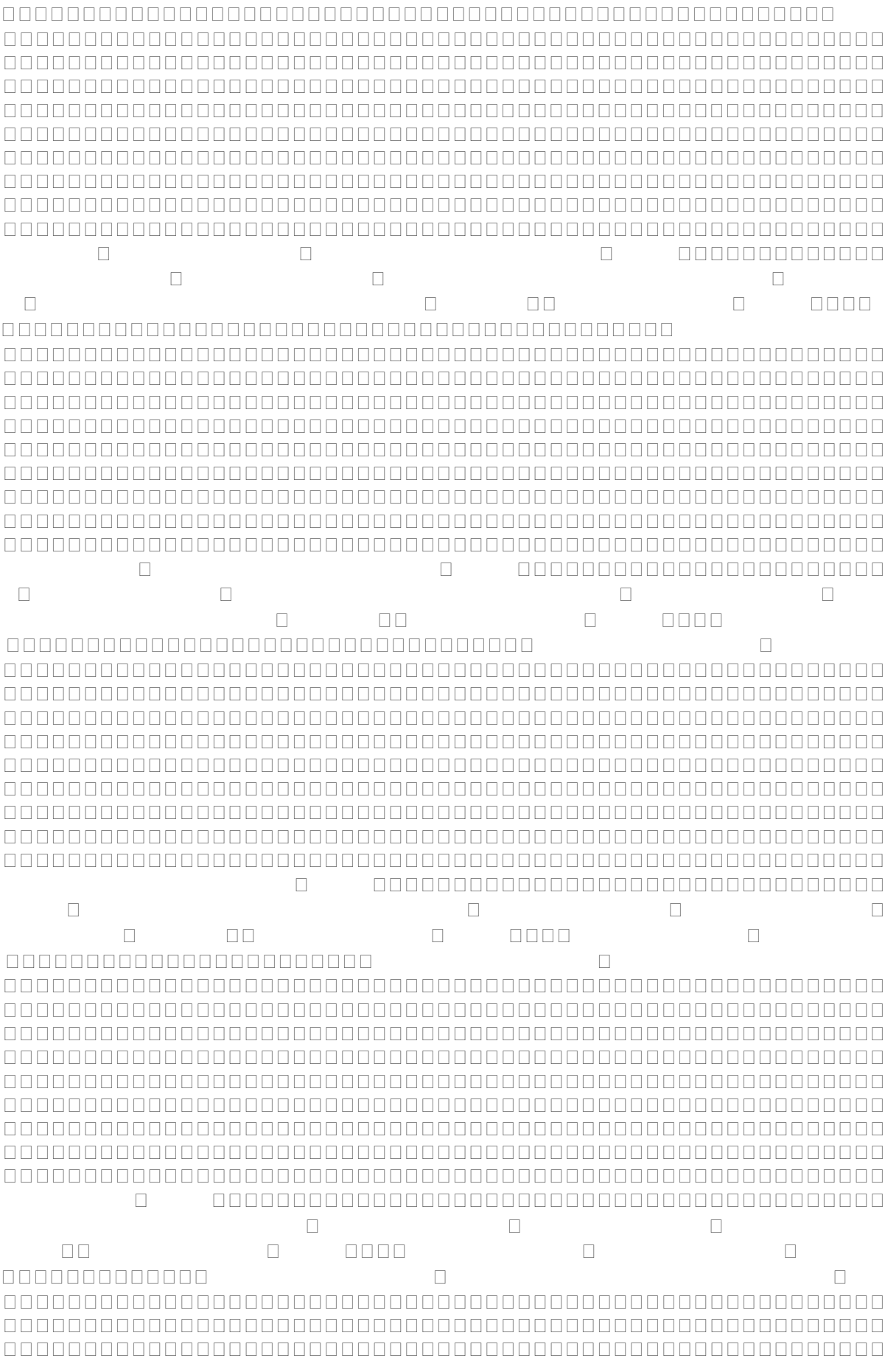


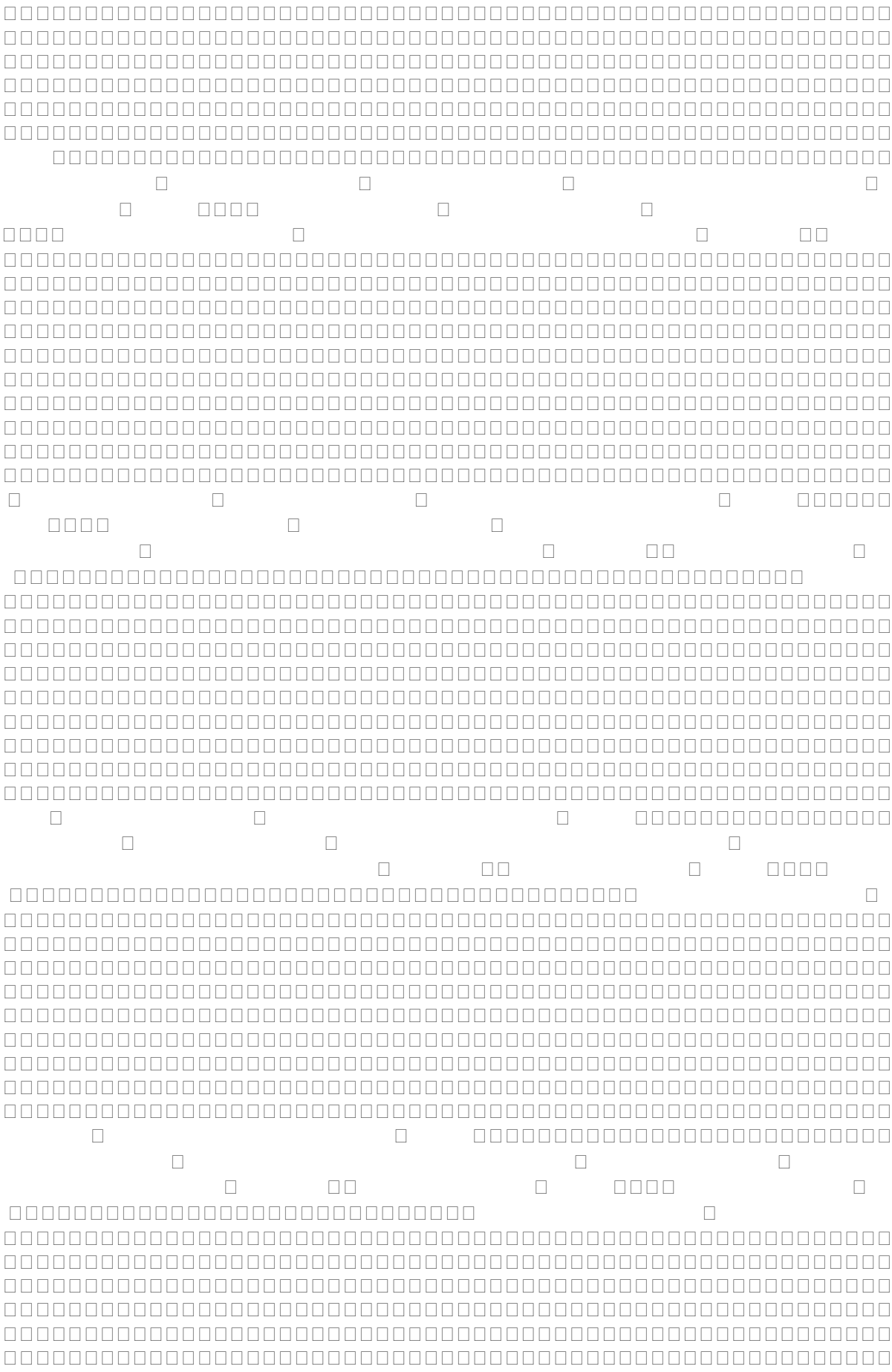
□ □ □□□□



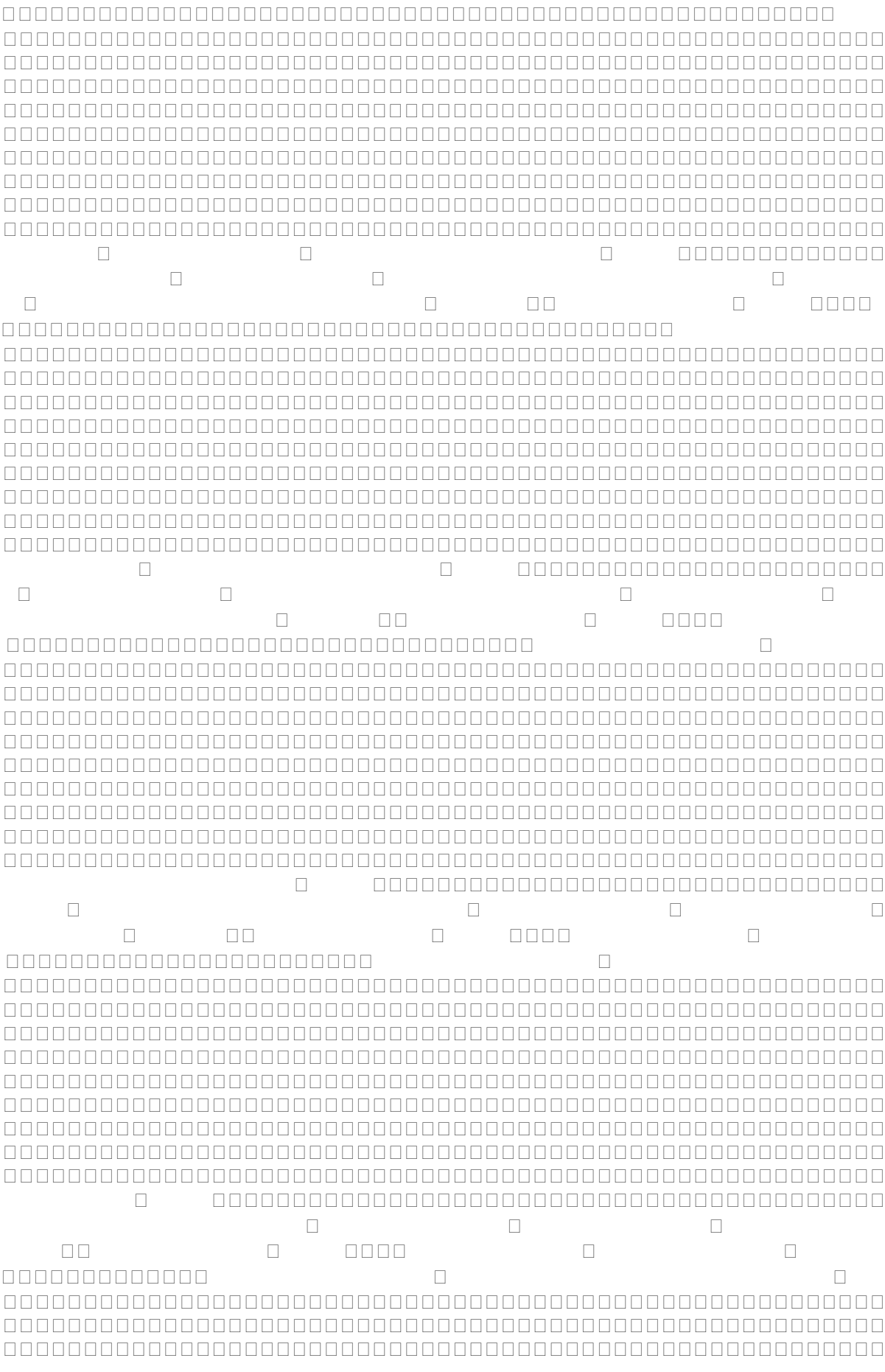


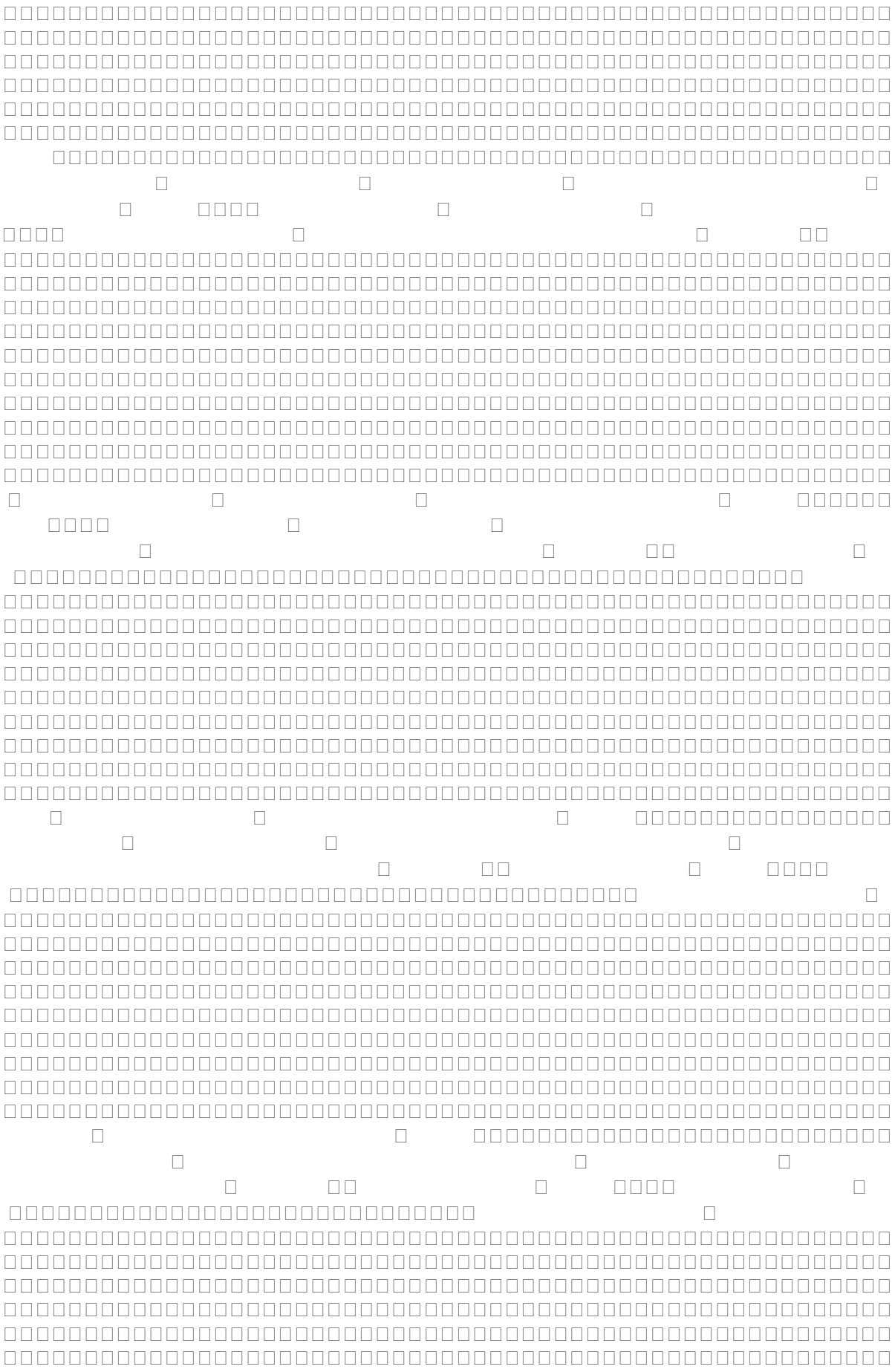
□ □ □□□□



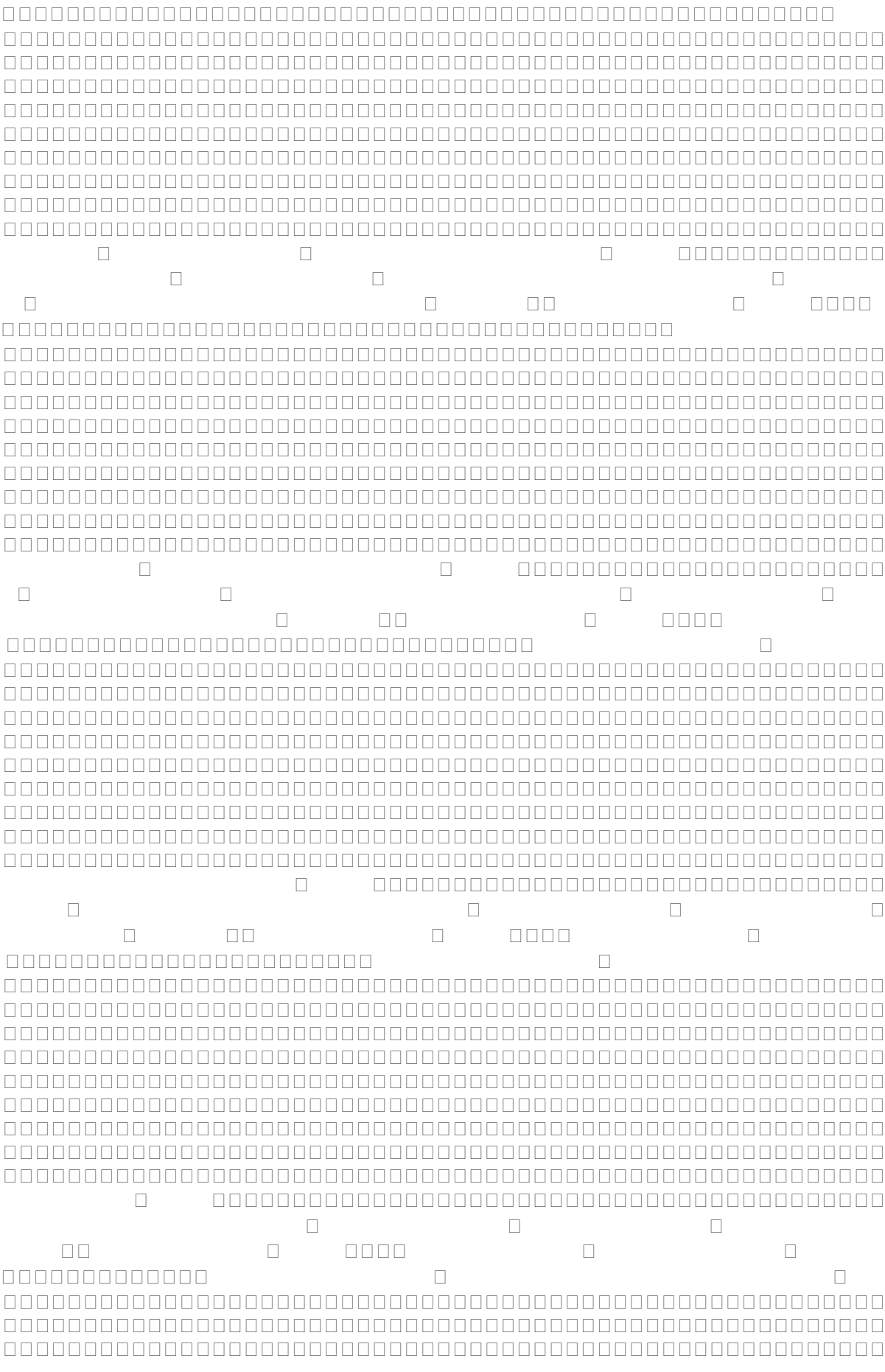


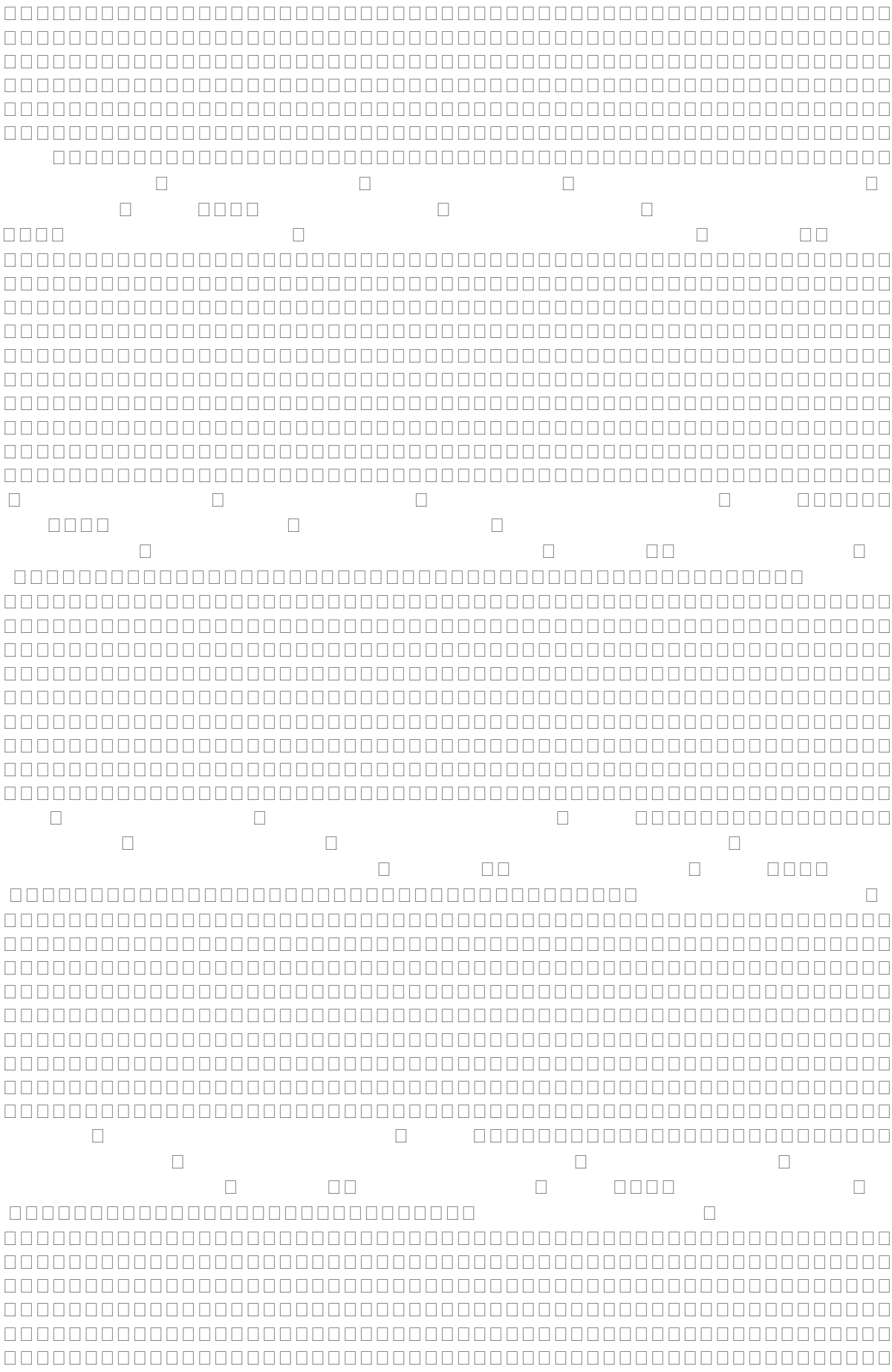
□ □ □□□□



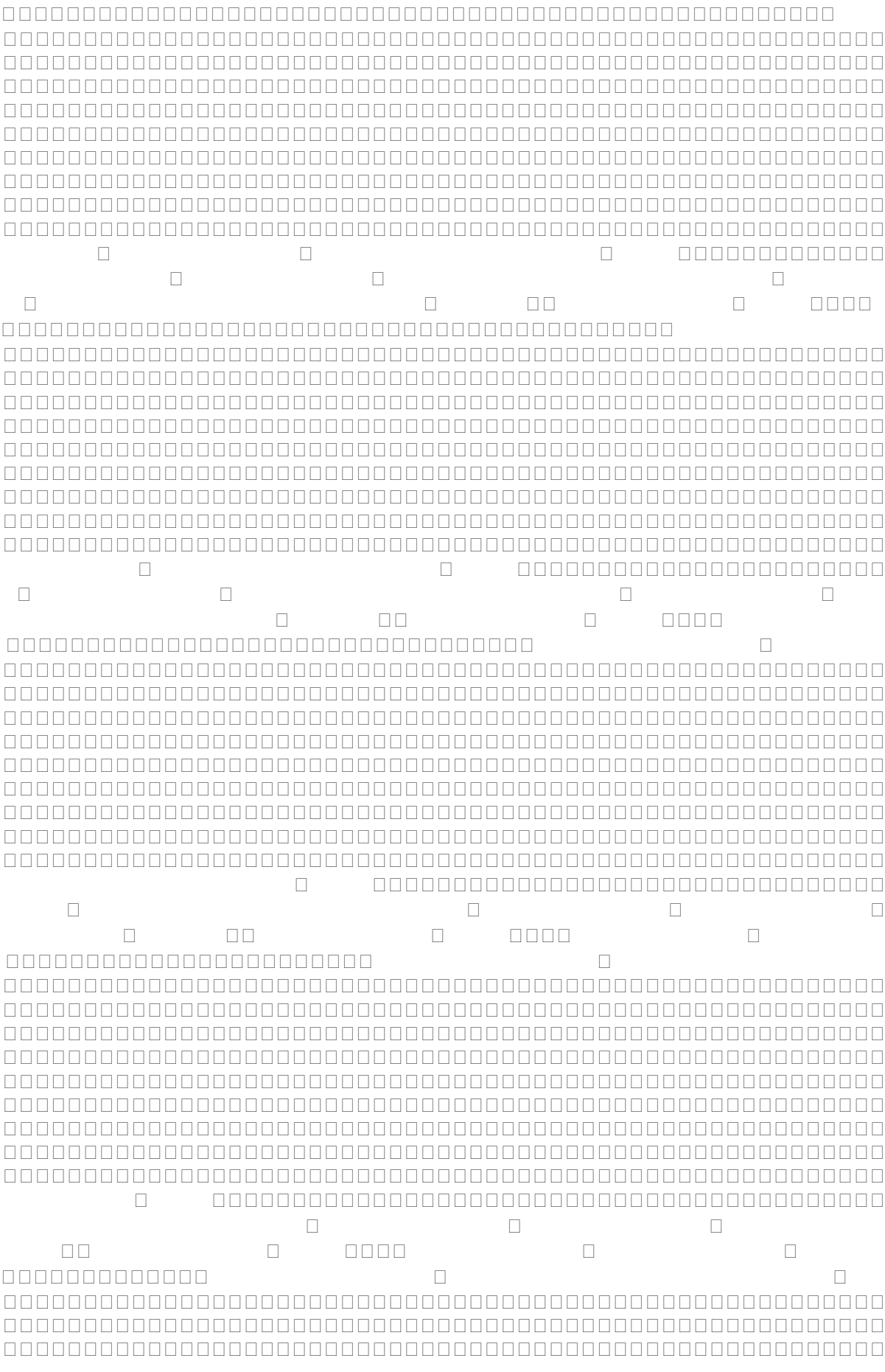


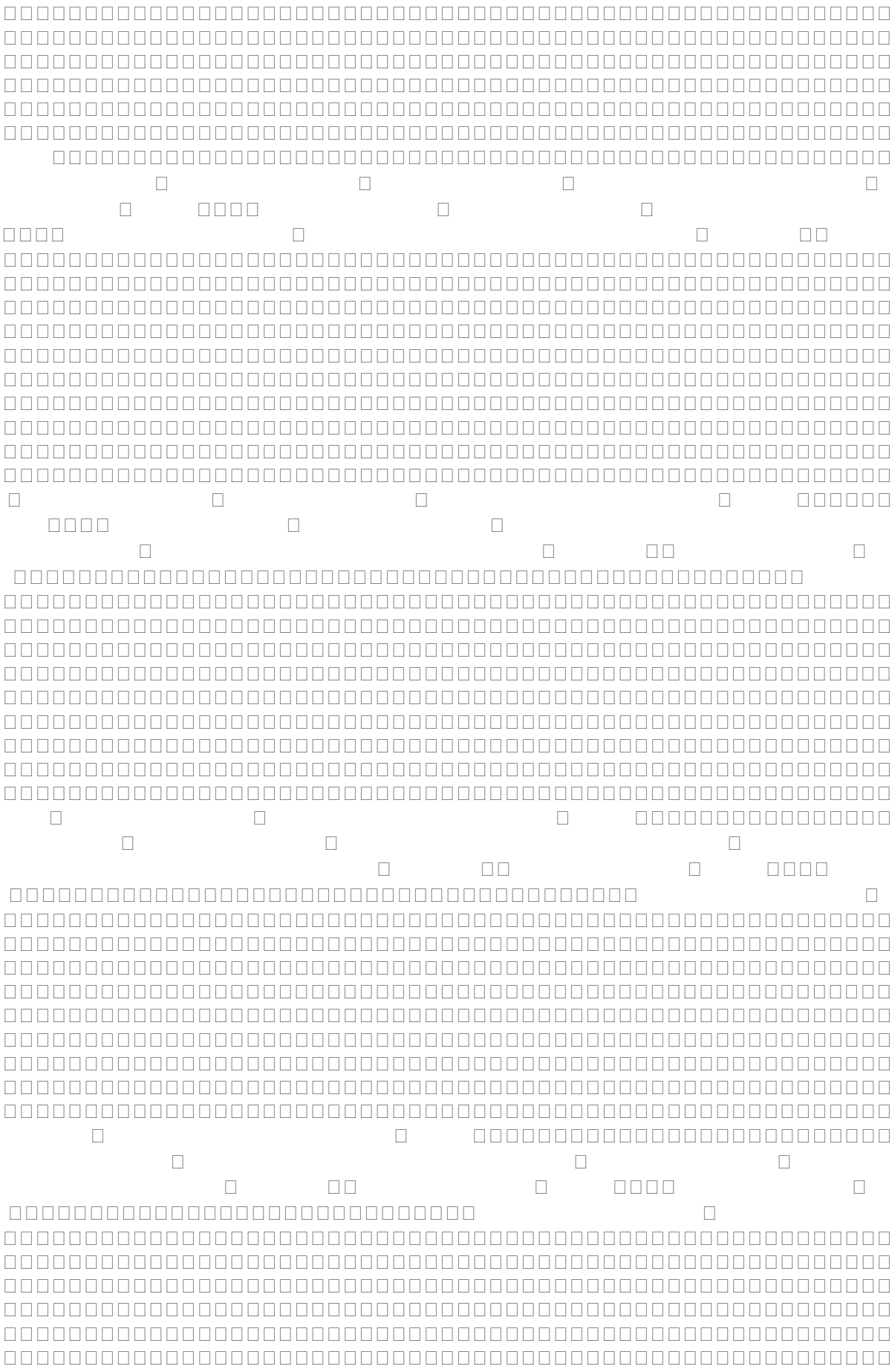
□ □ □□□□



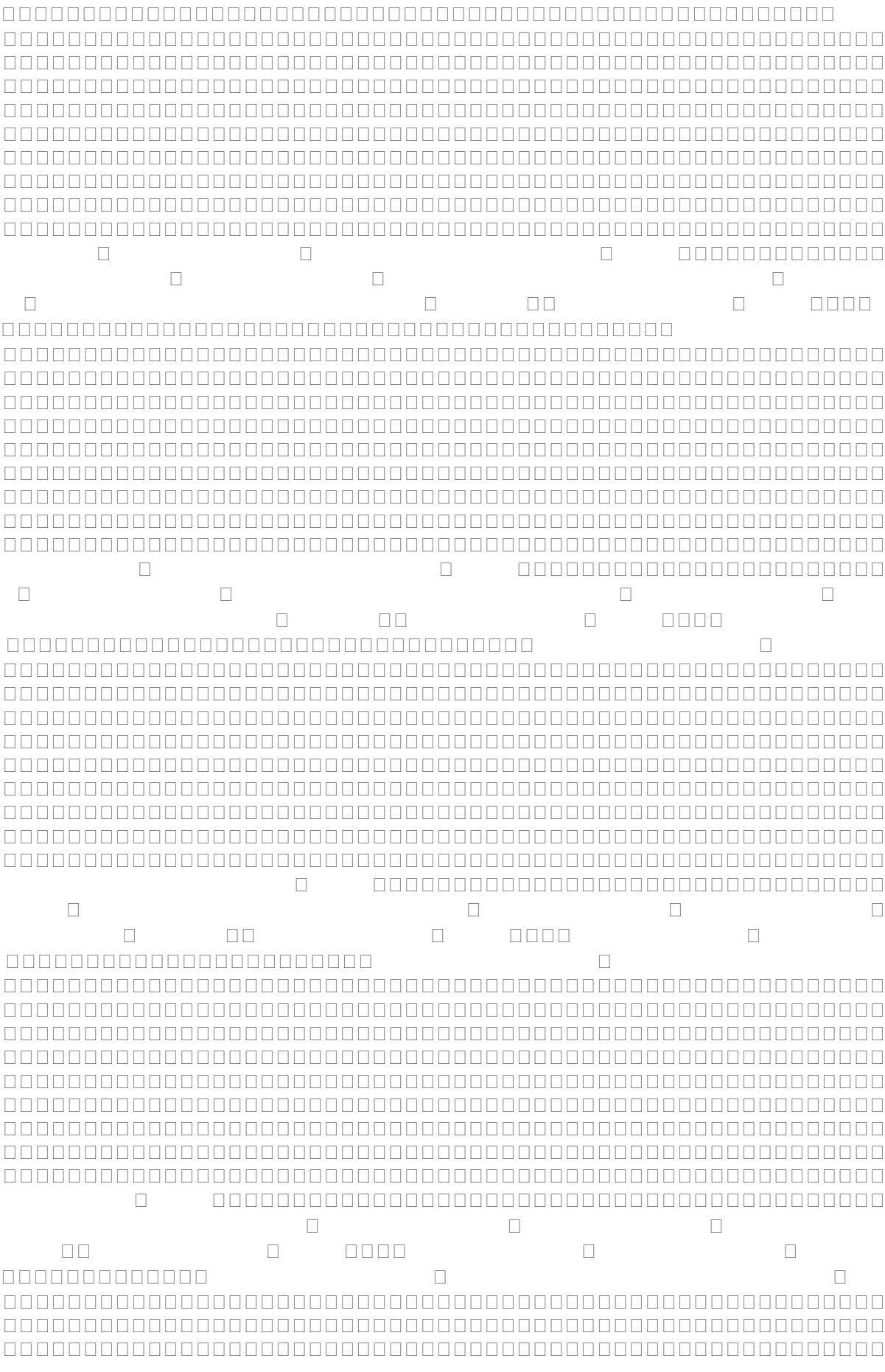


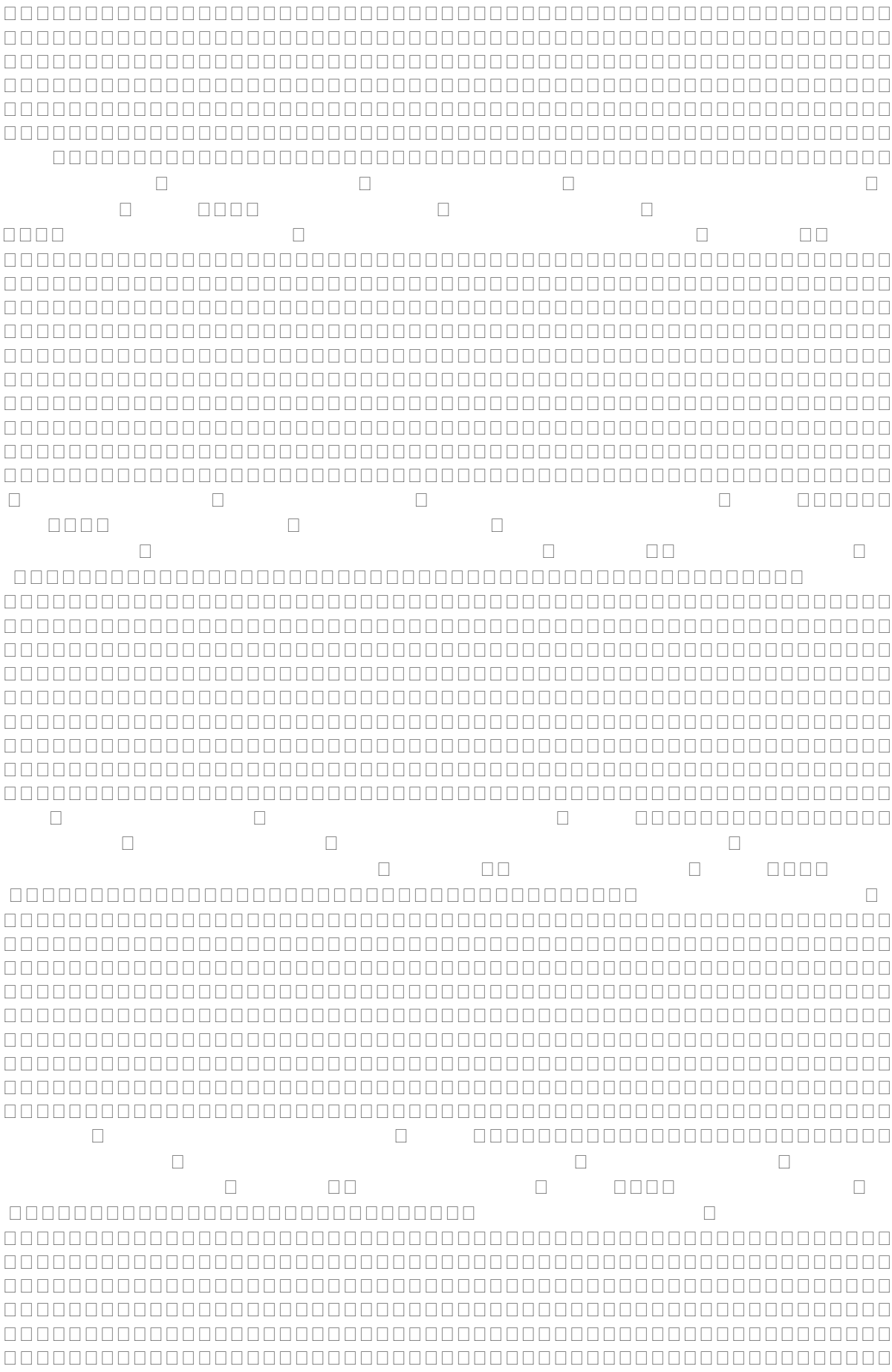
□ □ □□□□



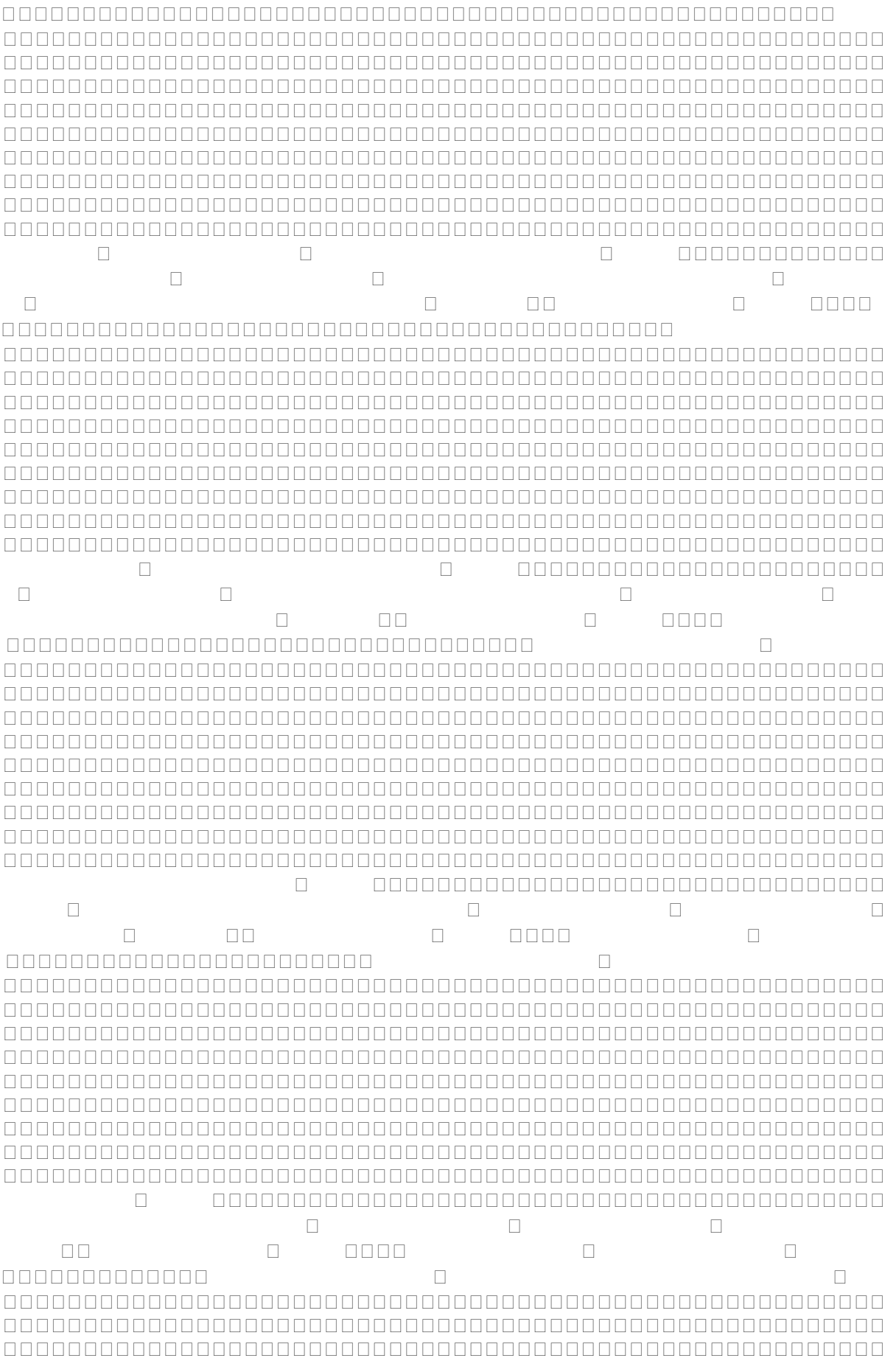


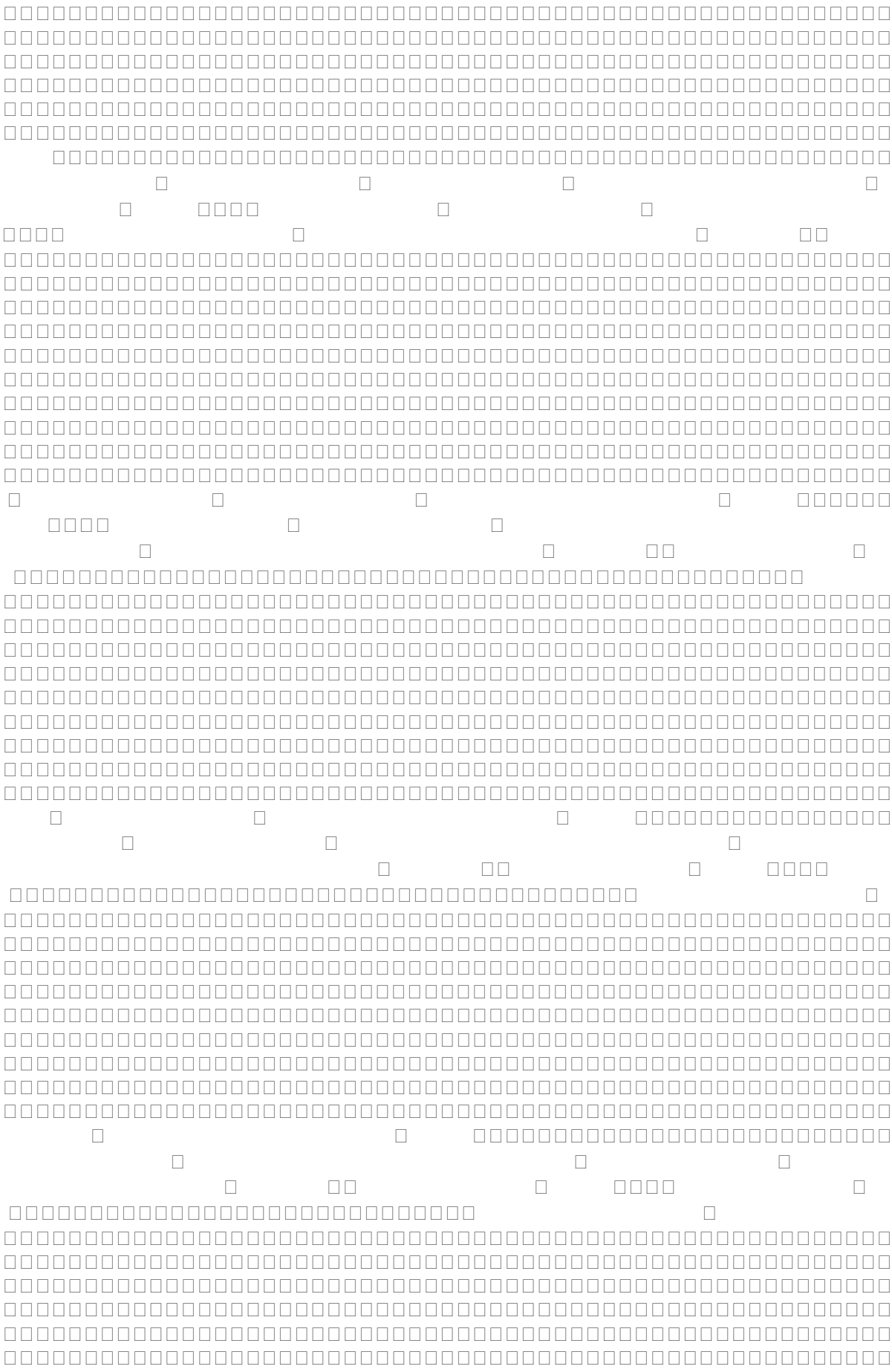
□ □ □□□□



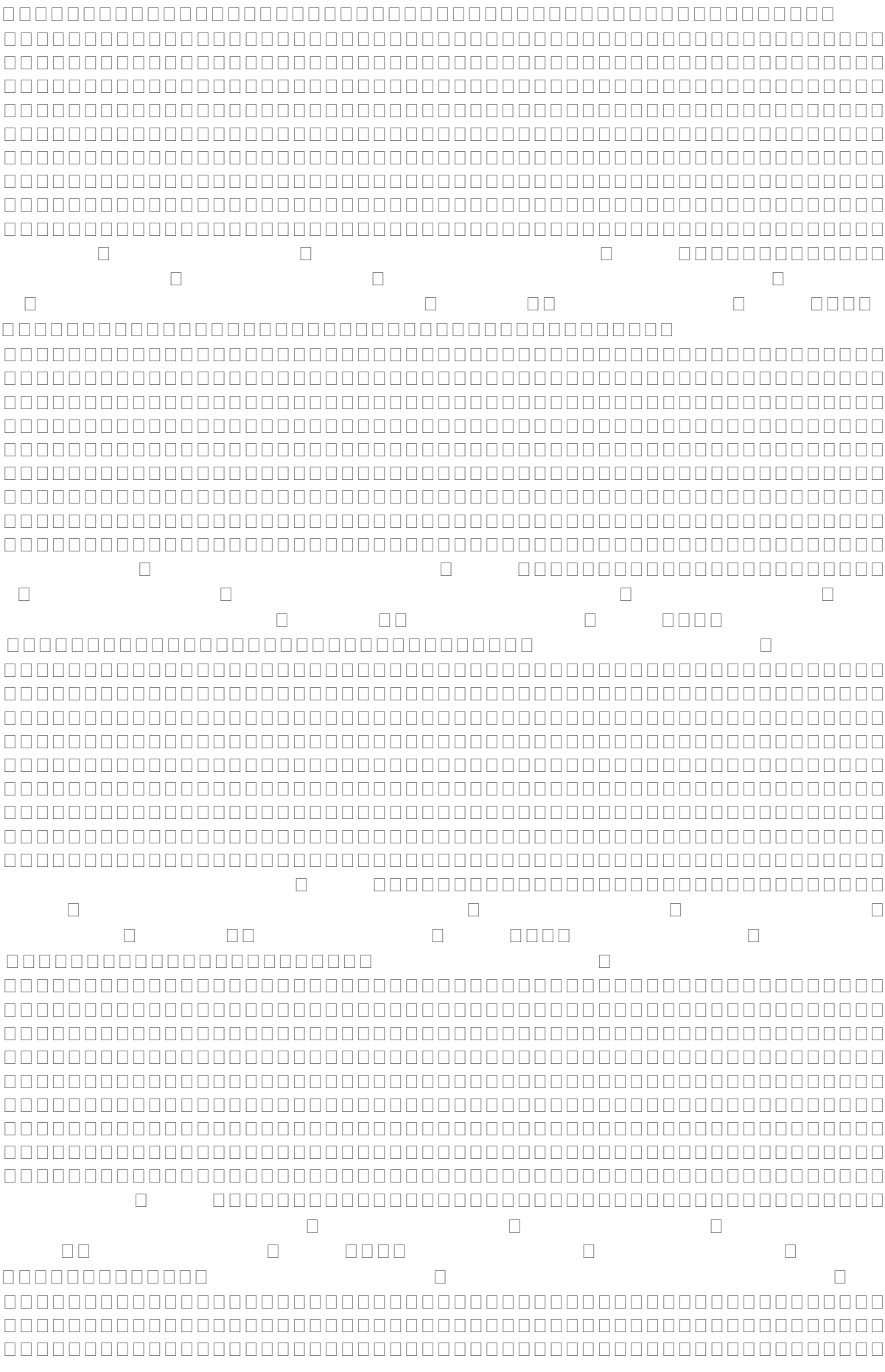


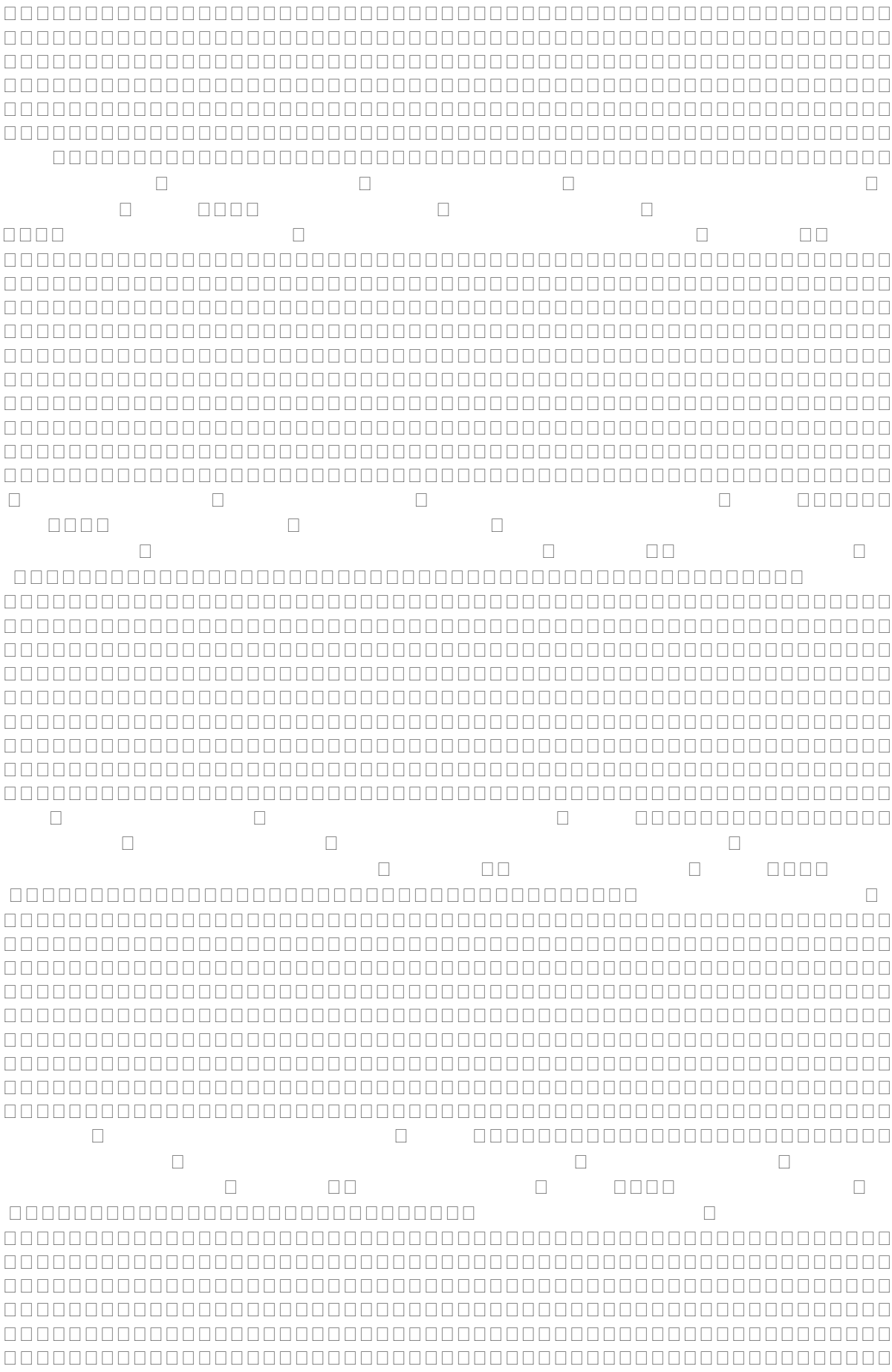
□ □ □□□□



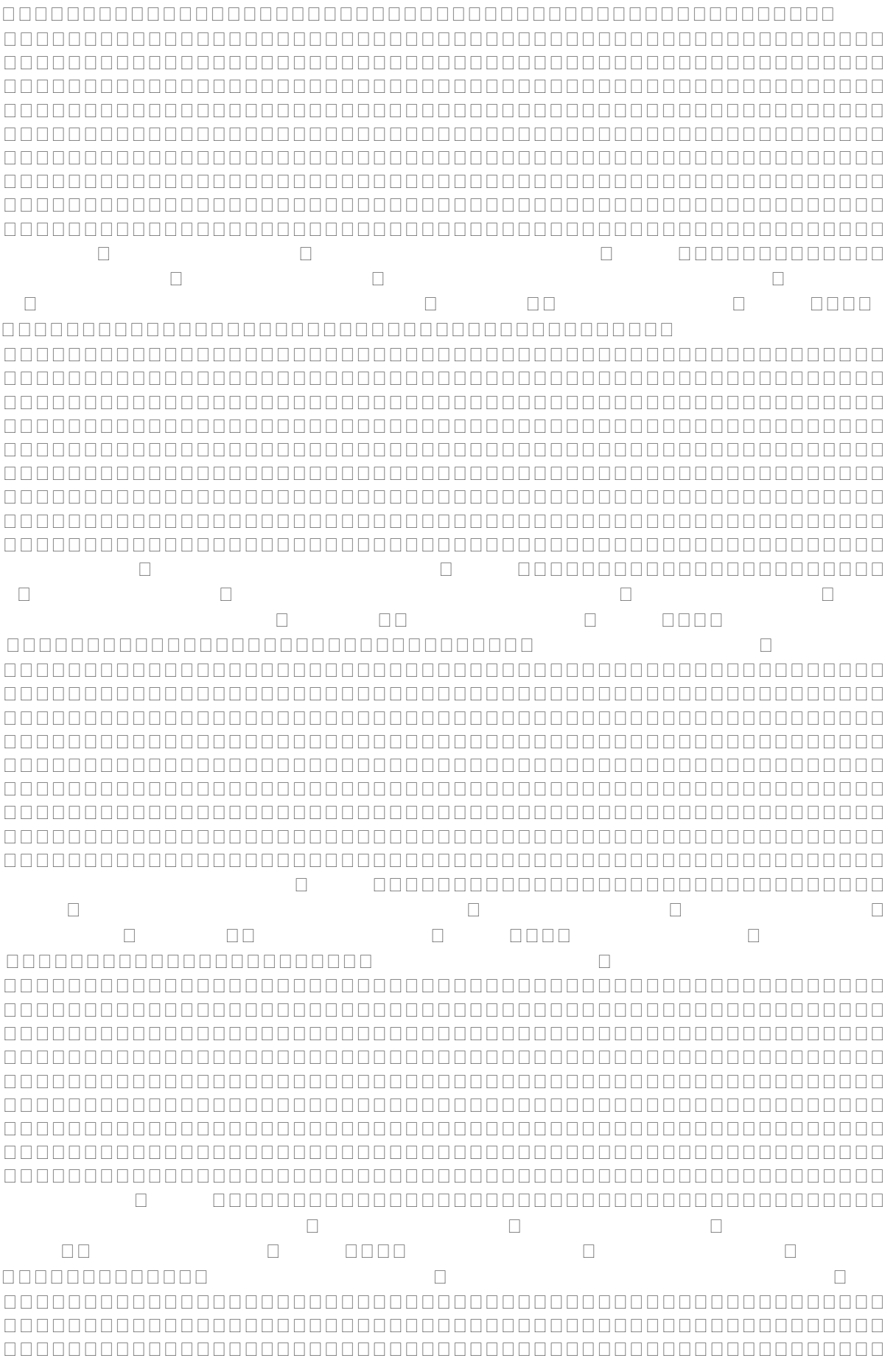


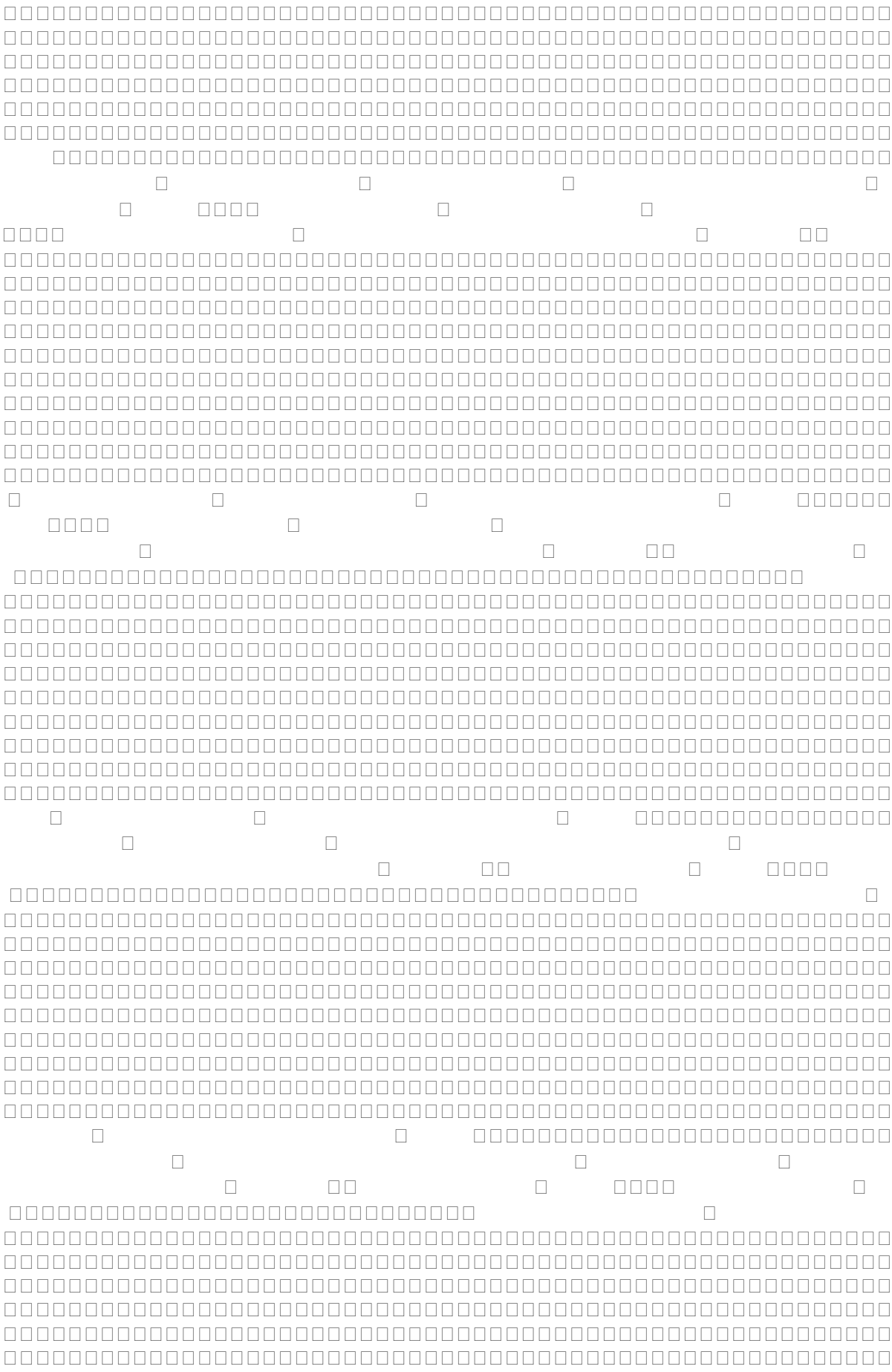
□ □ □□□□



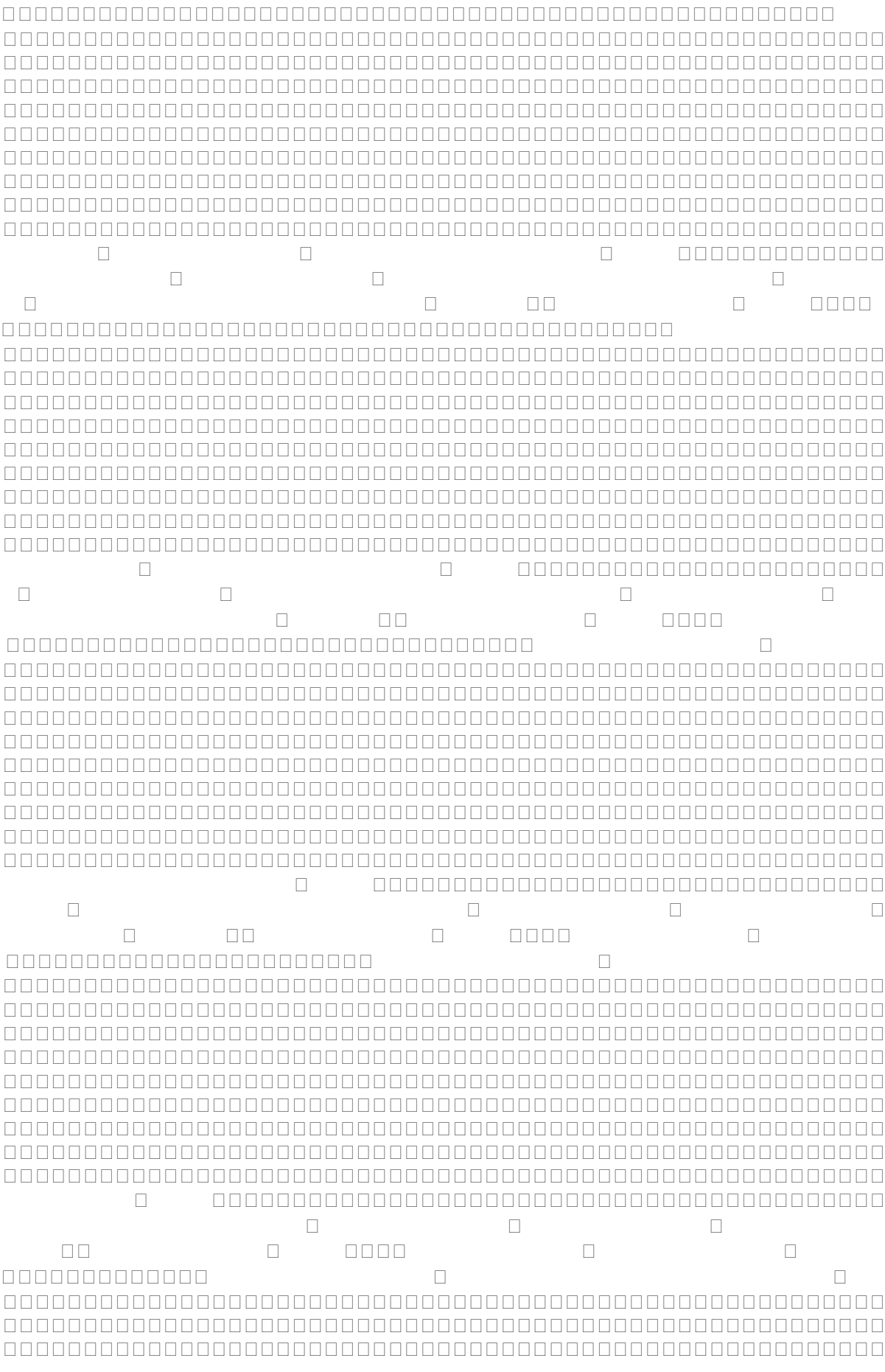


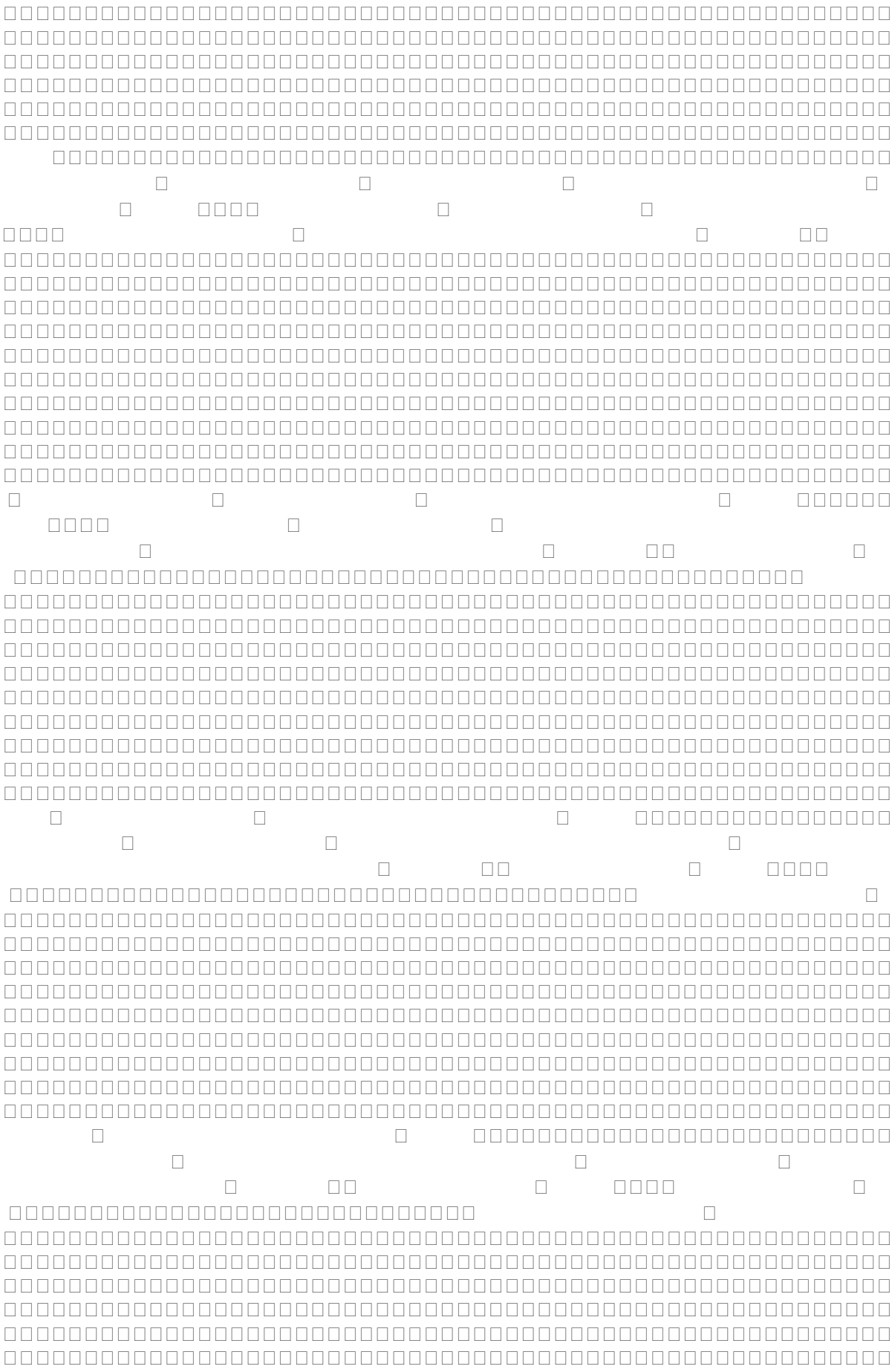
□ □ □□□□



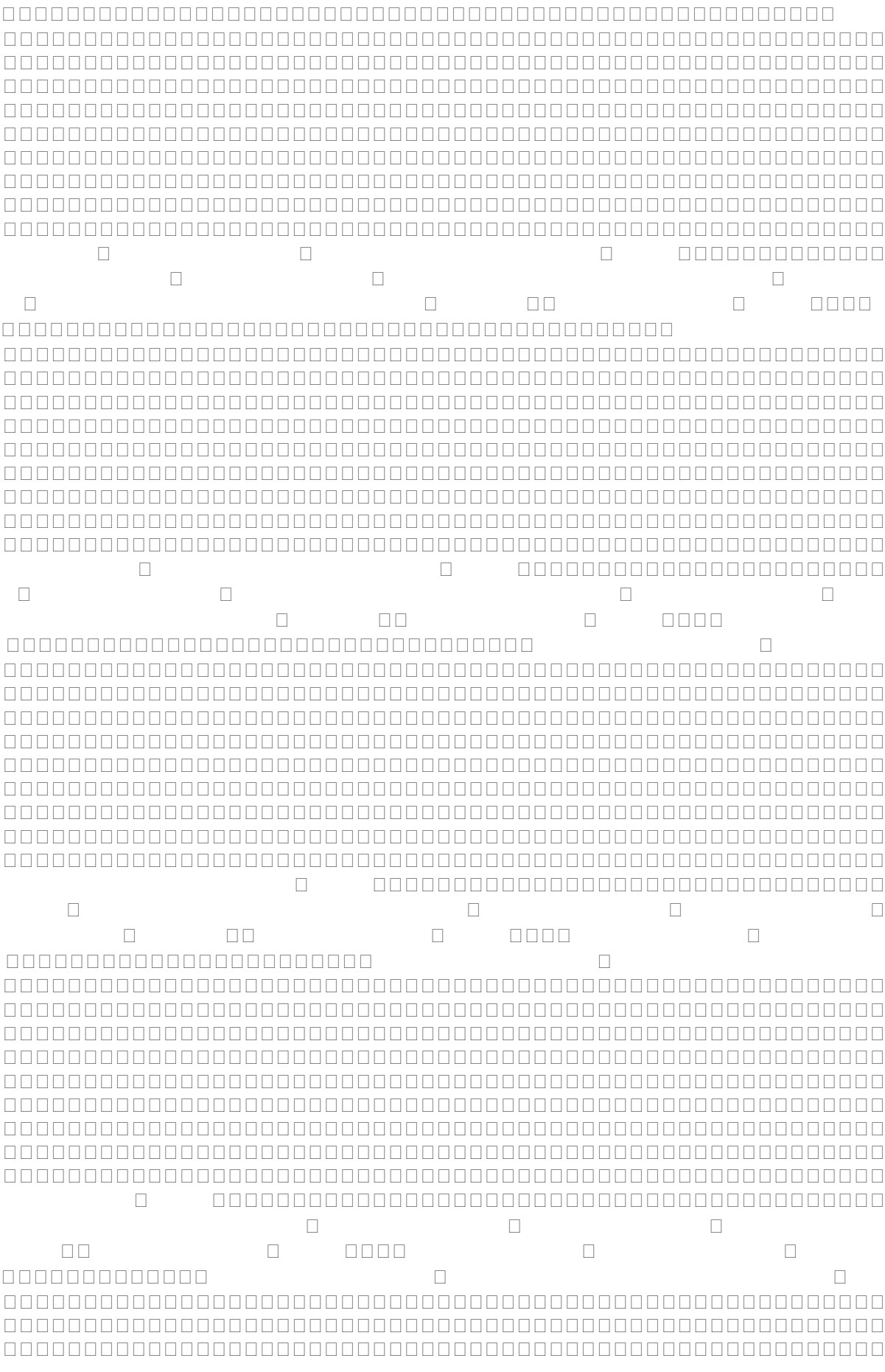


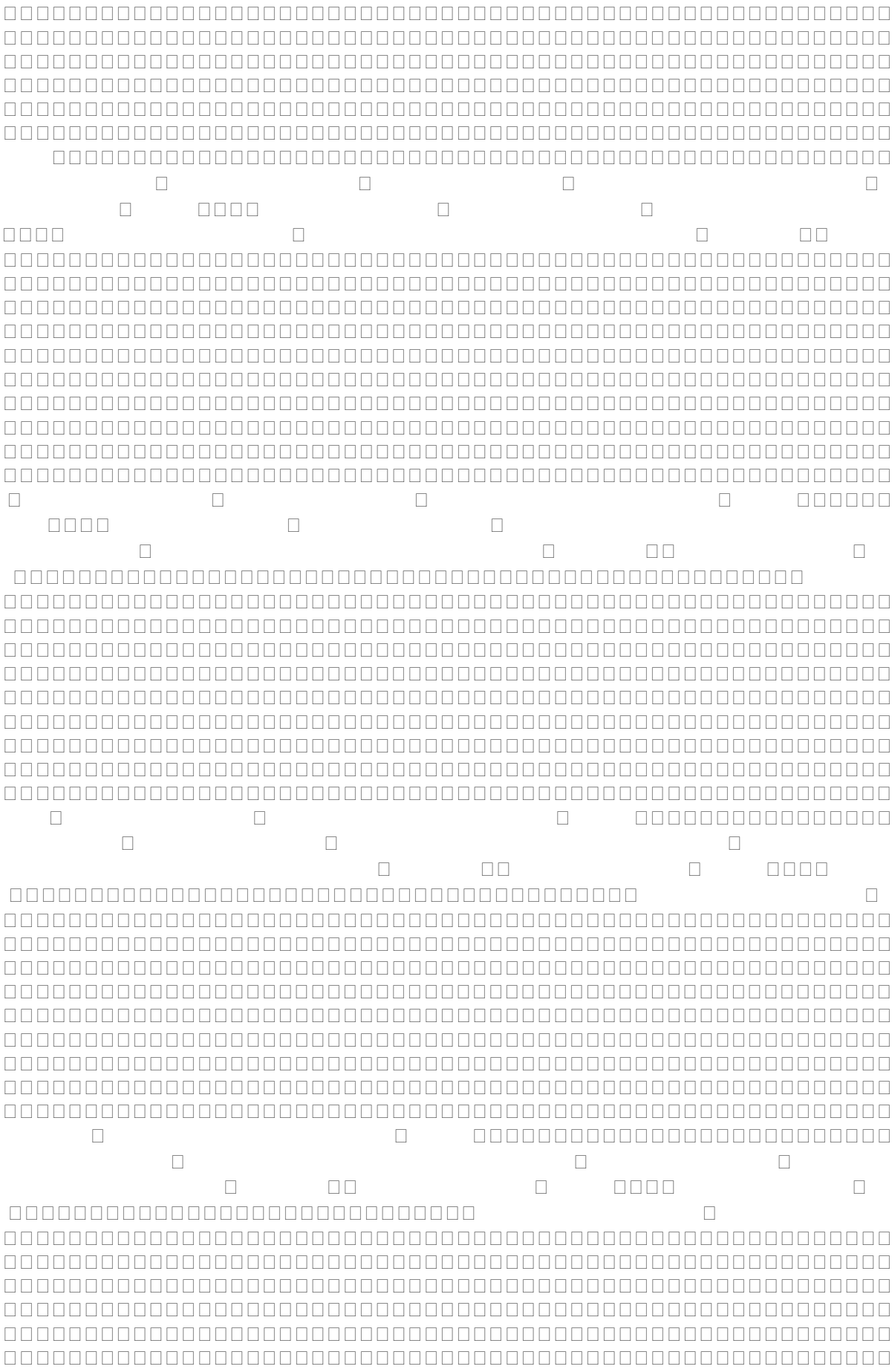
□ □ □□□□



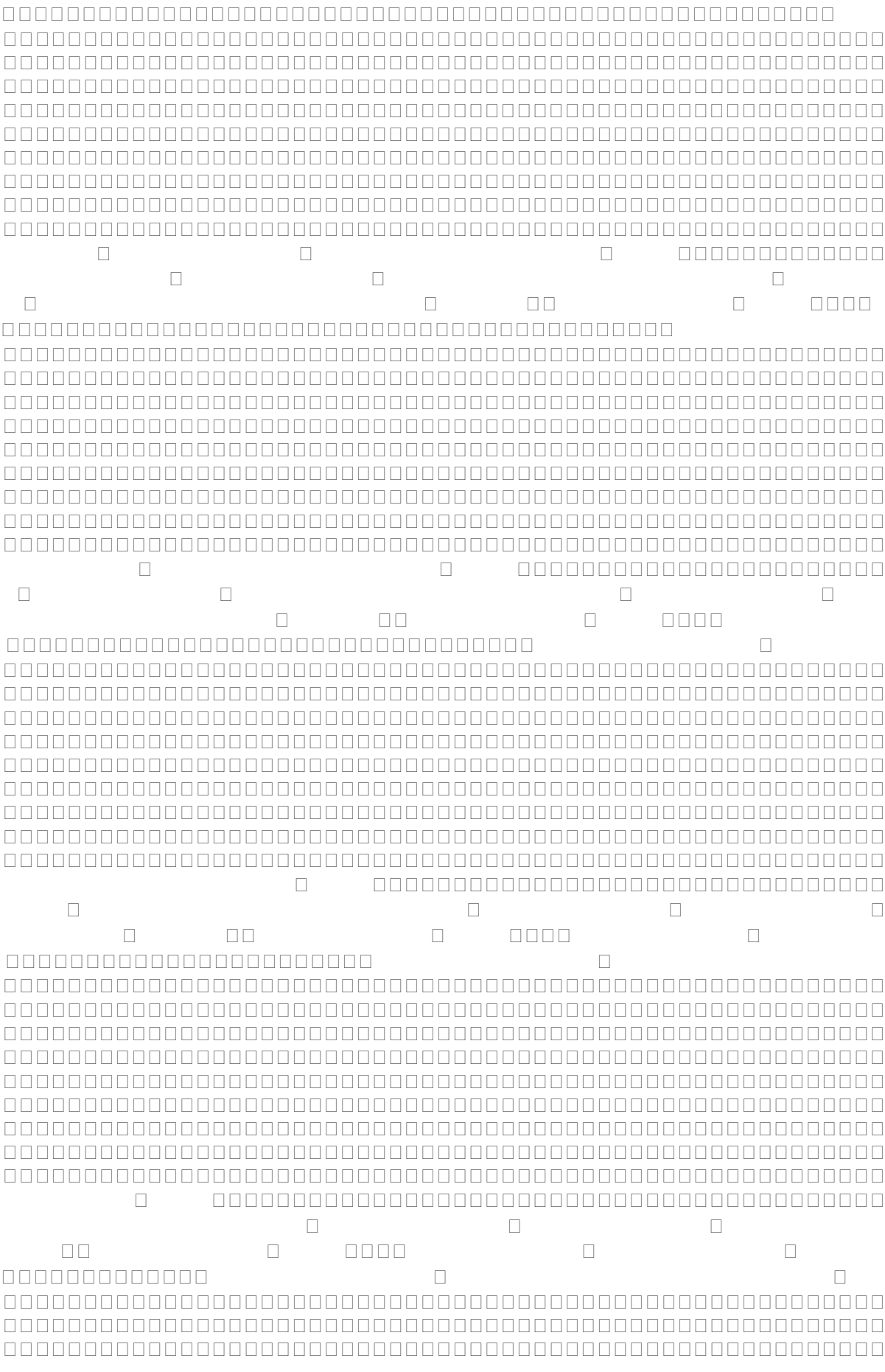


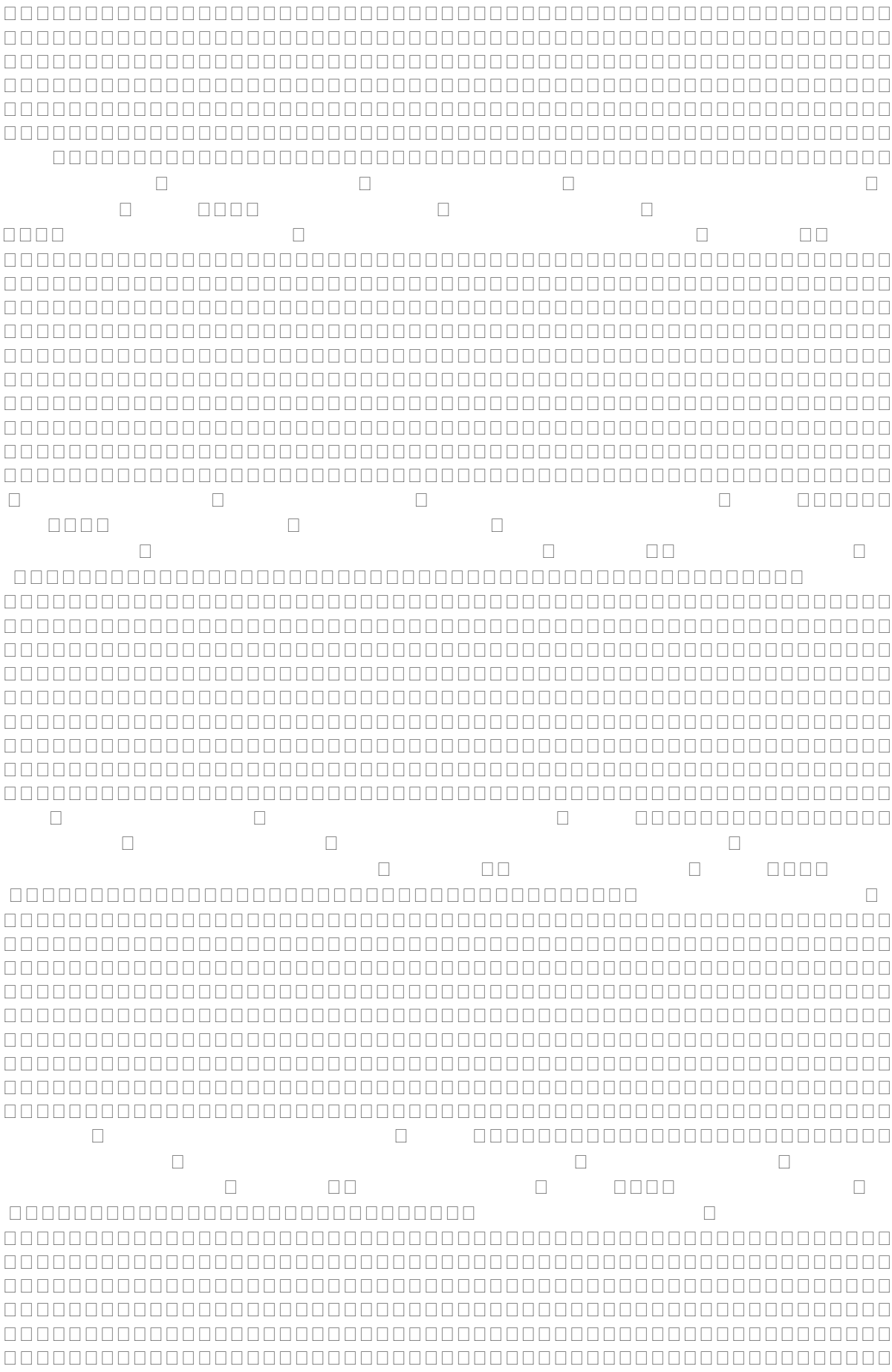
□ □ □□□□



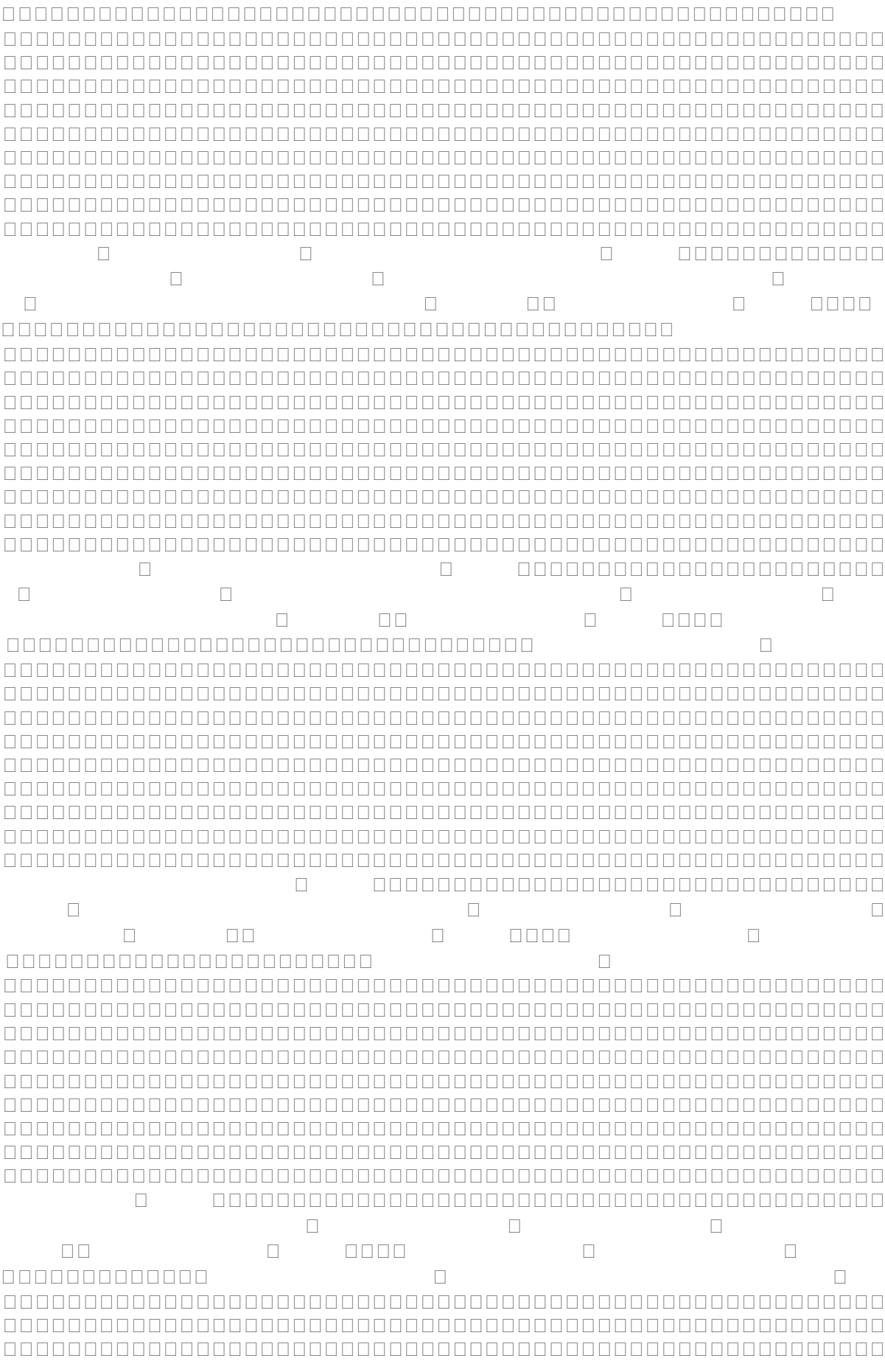


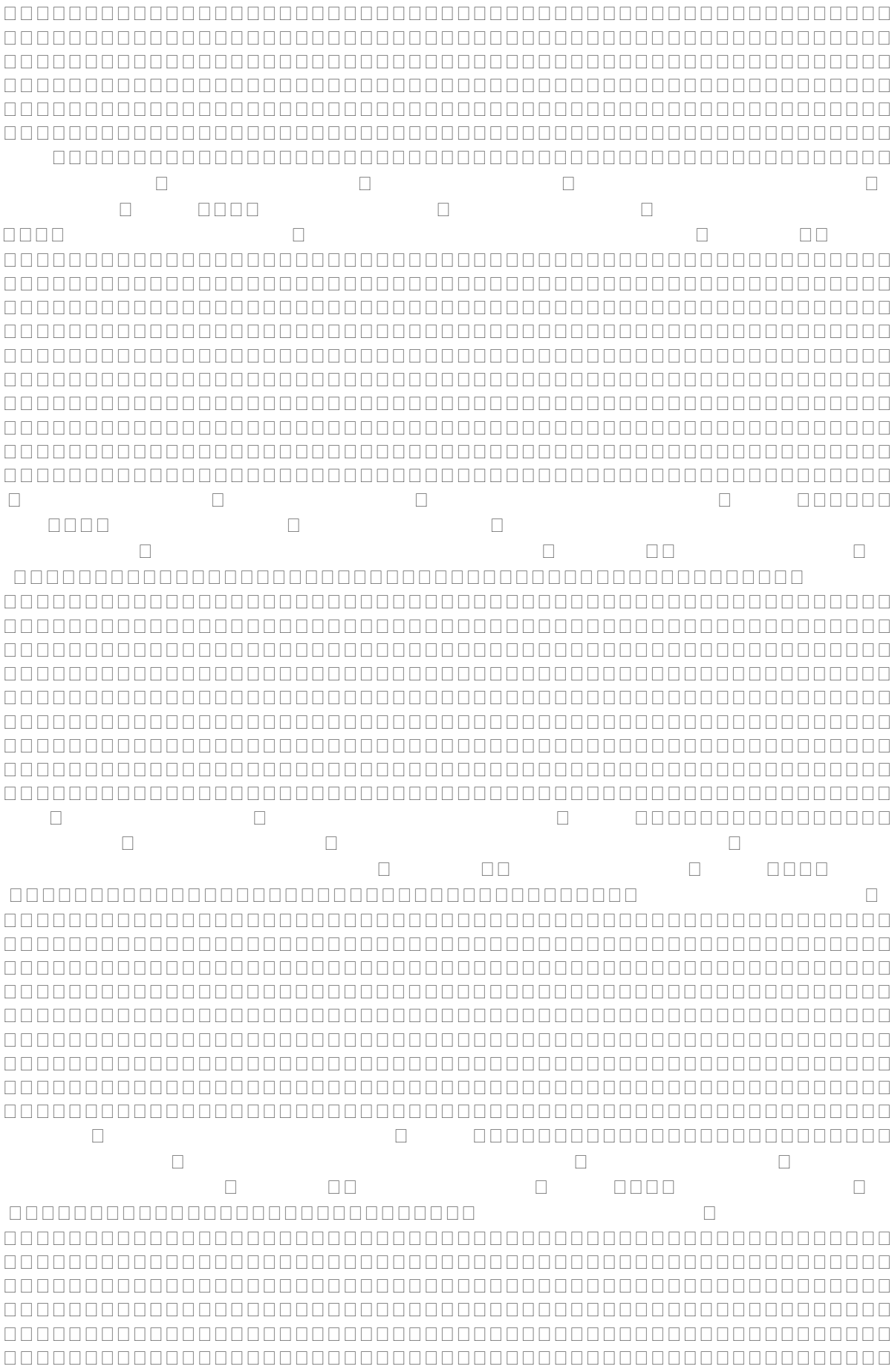
□ □ □□□□



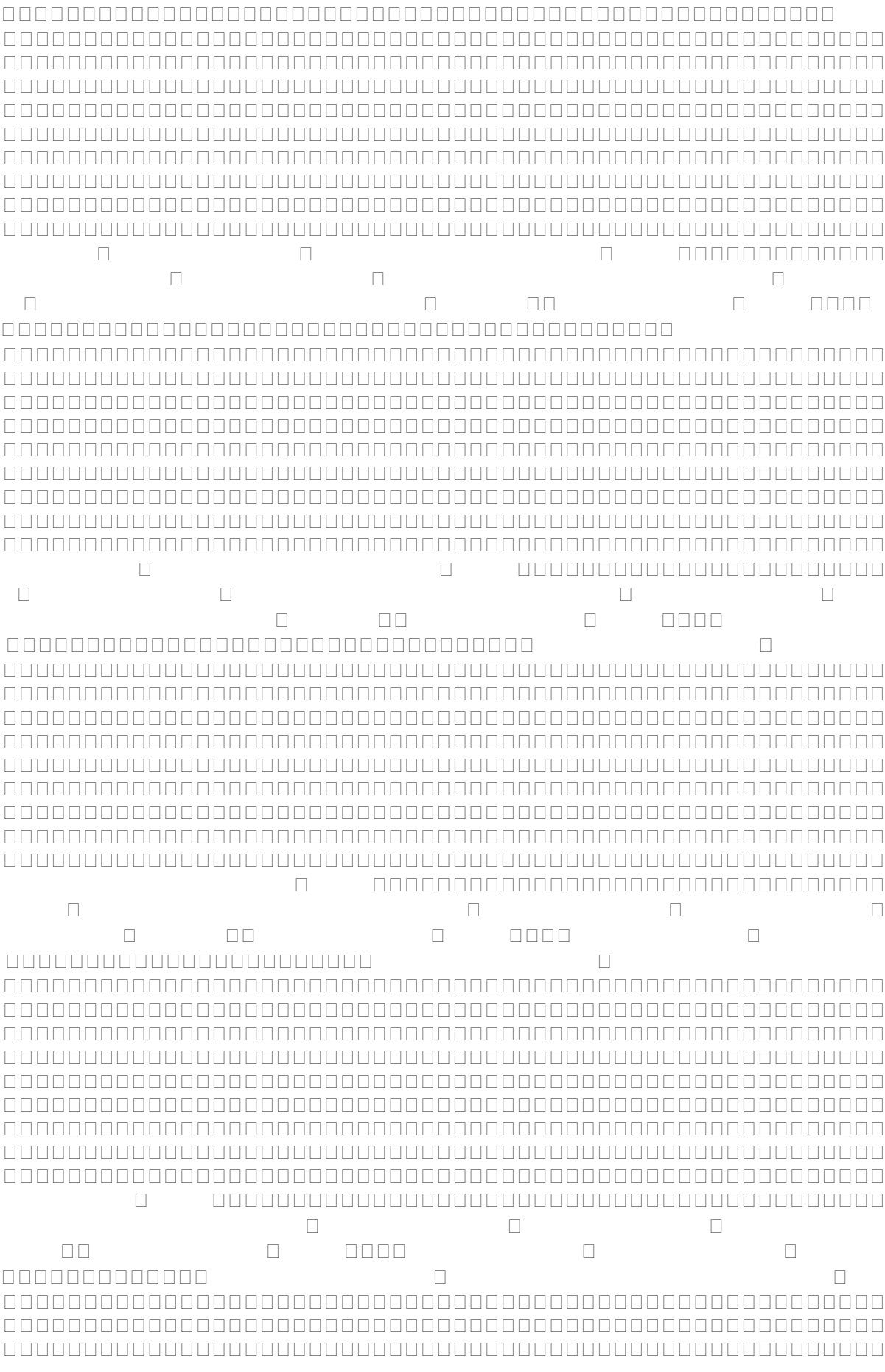


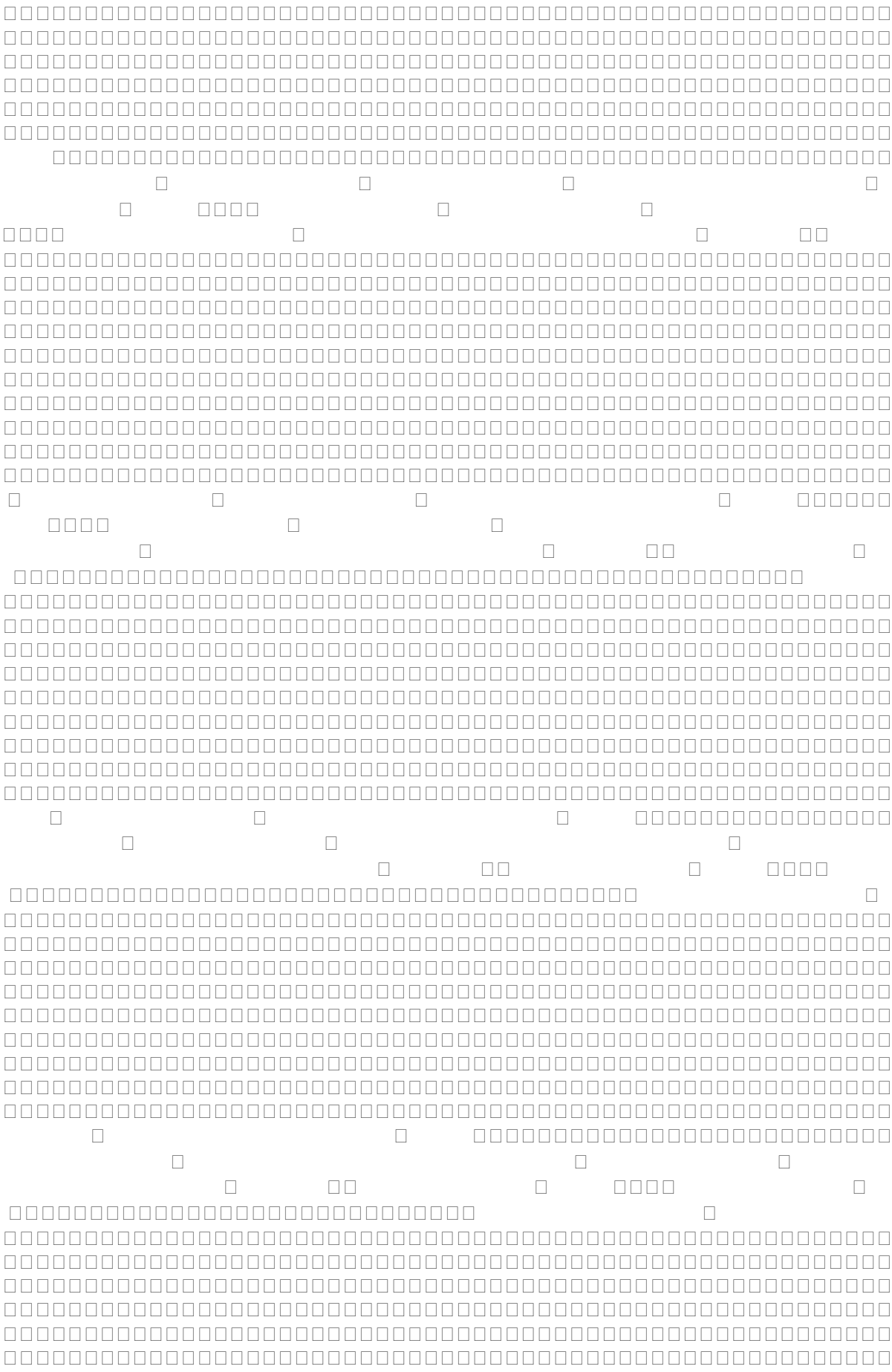
□ □ □□□□



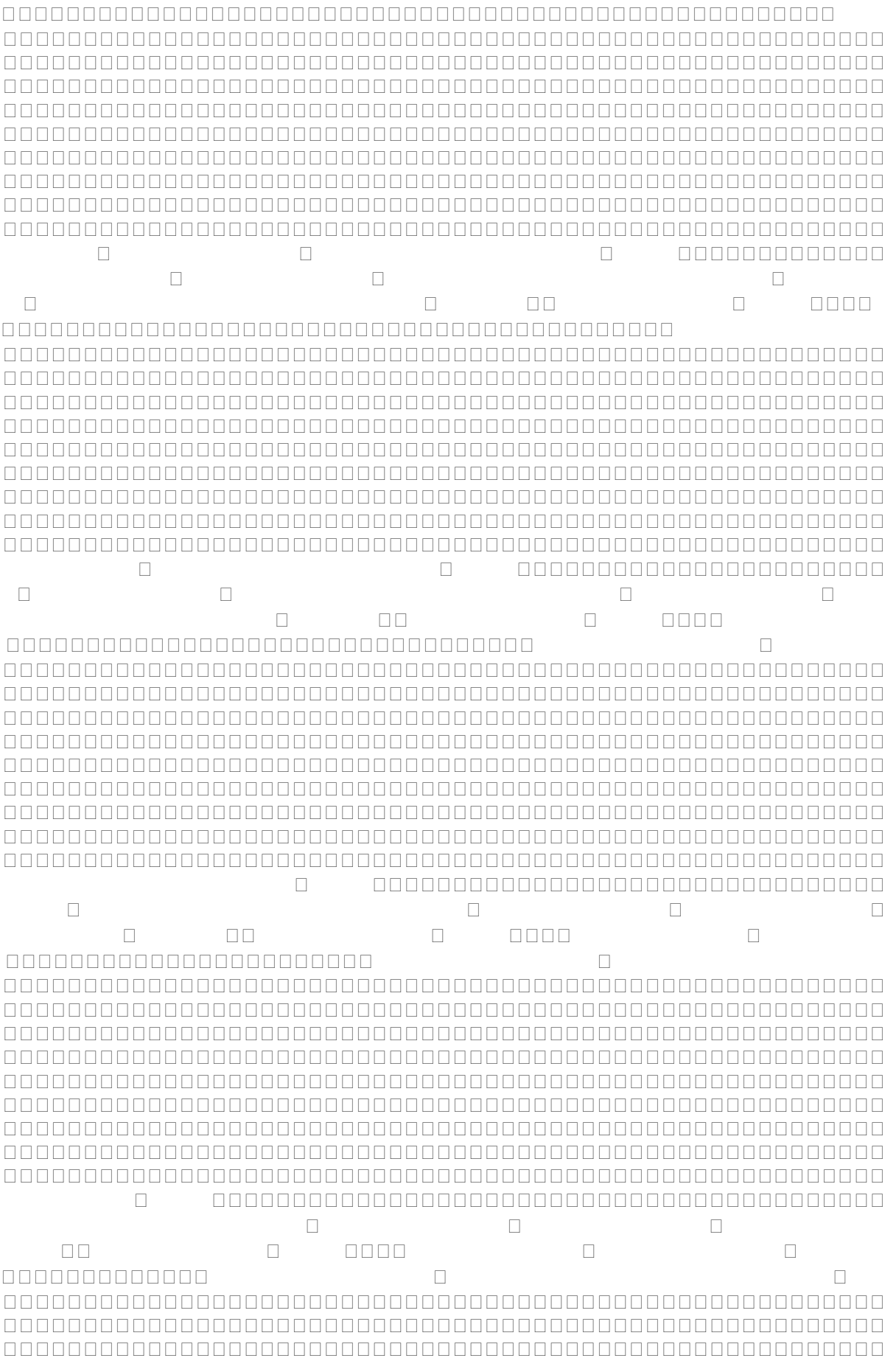


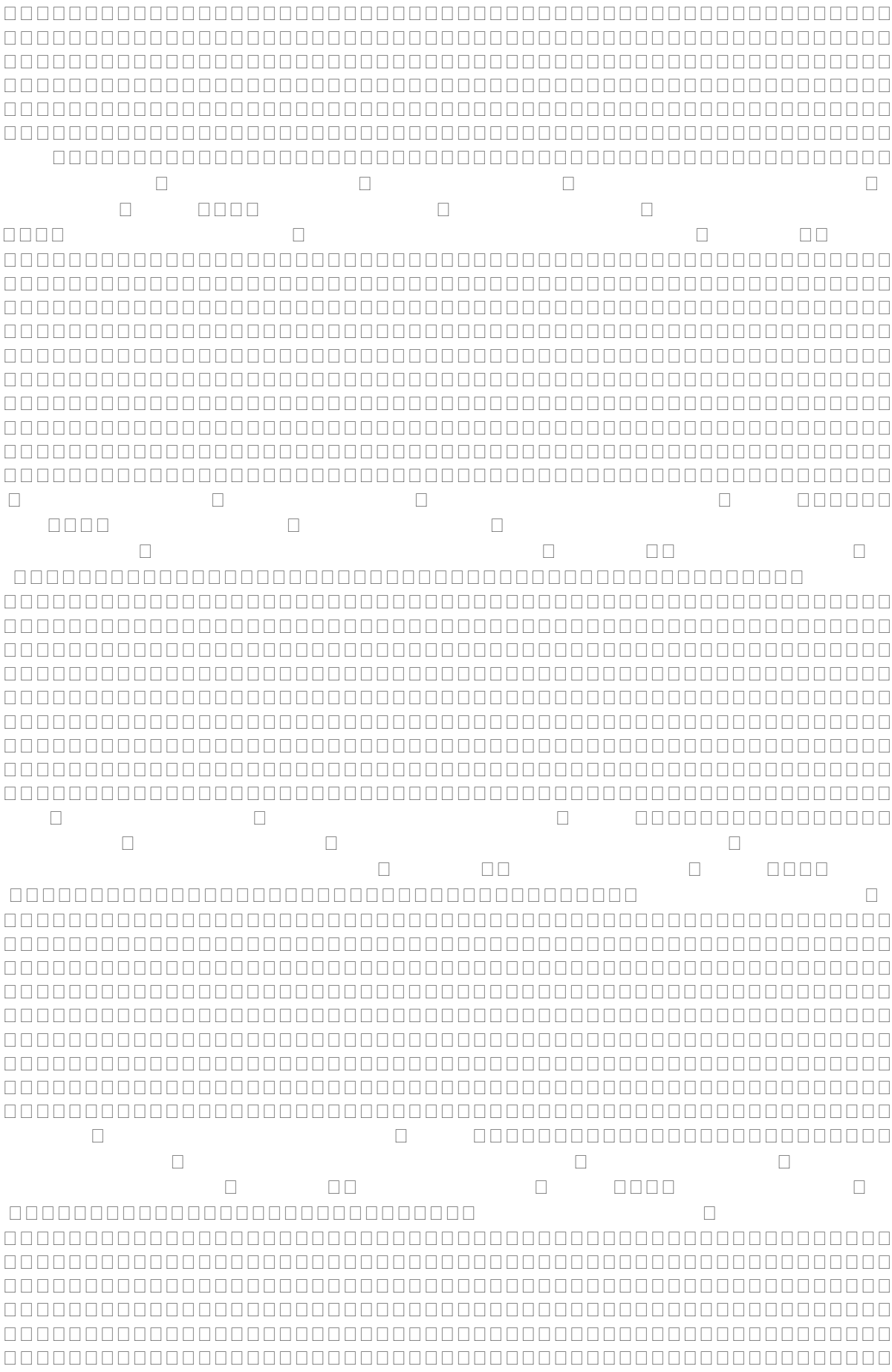
□ □ □□□□



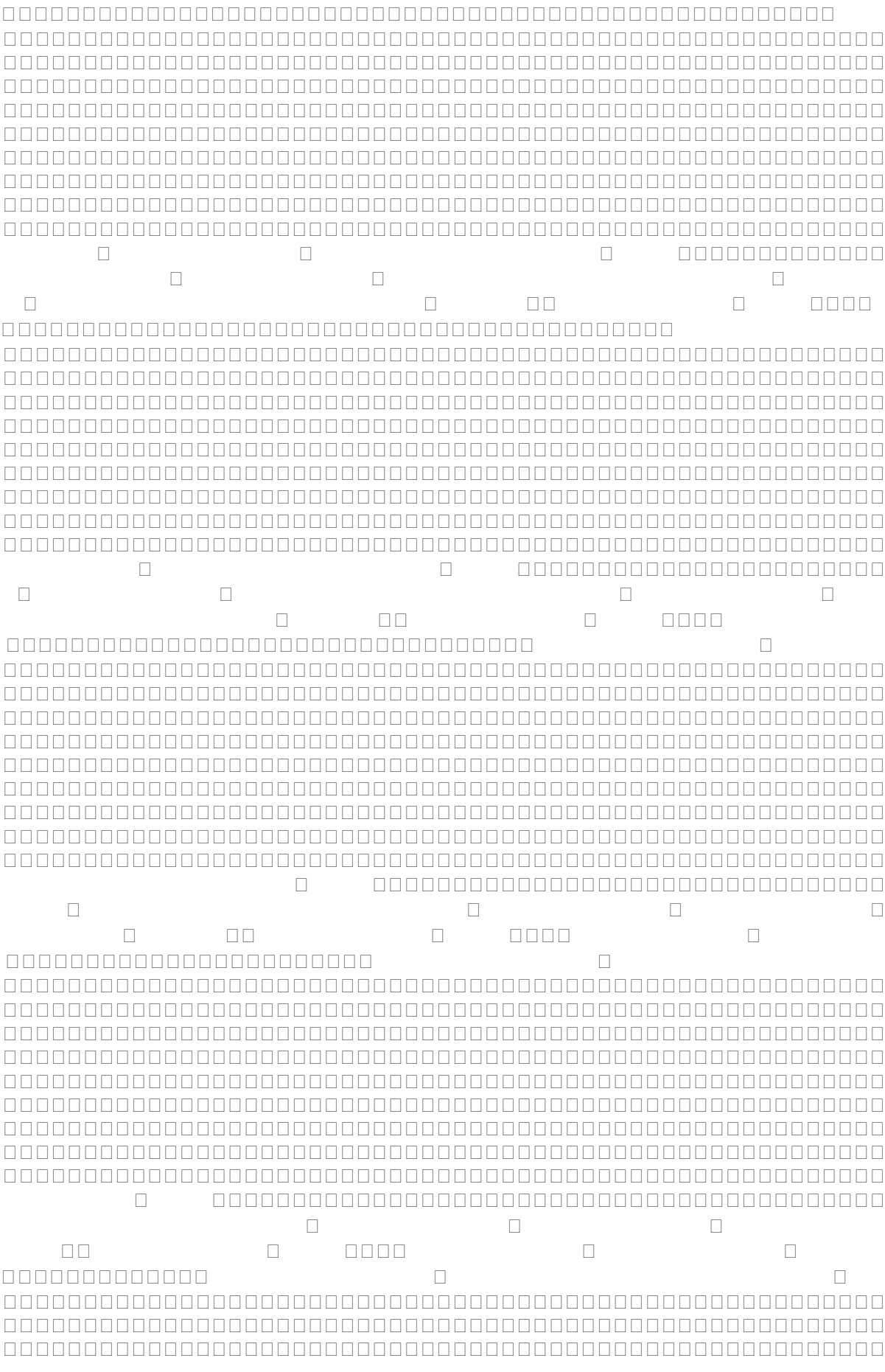


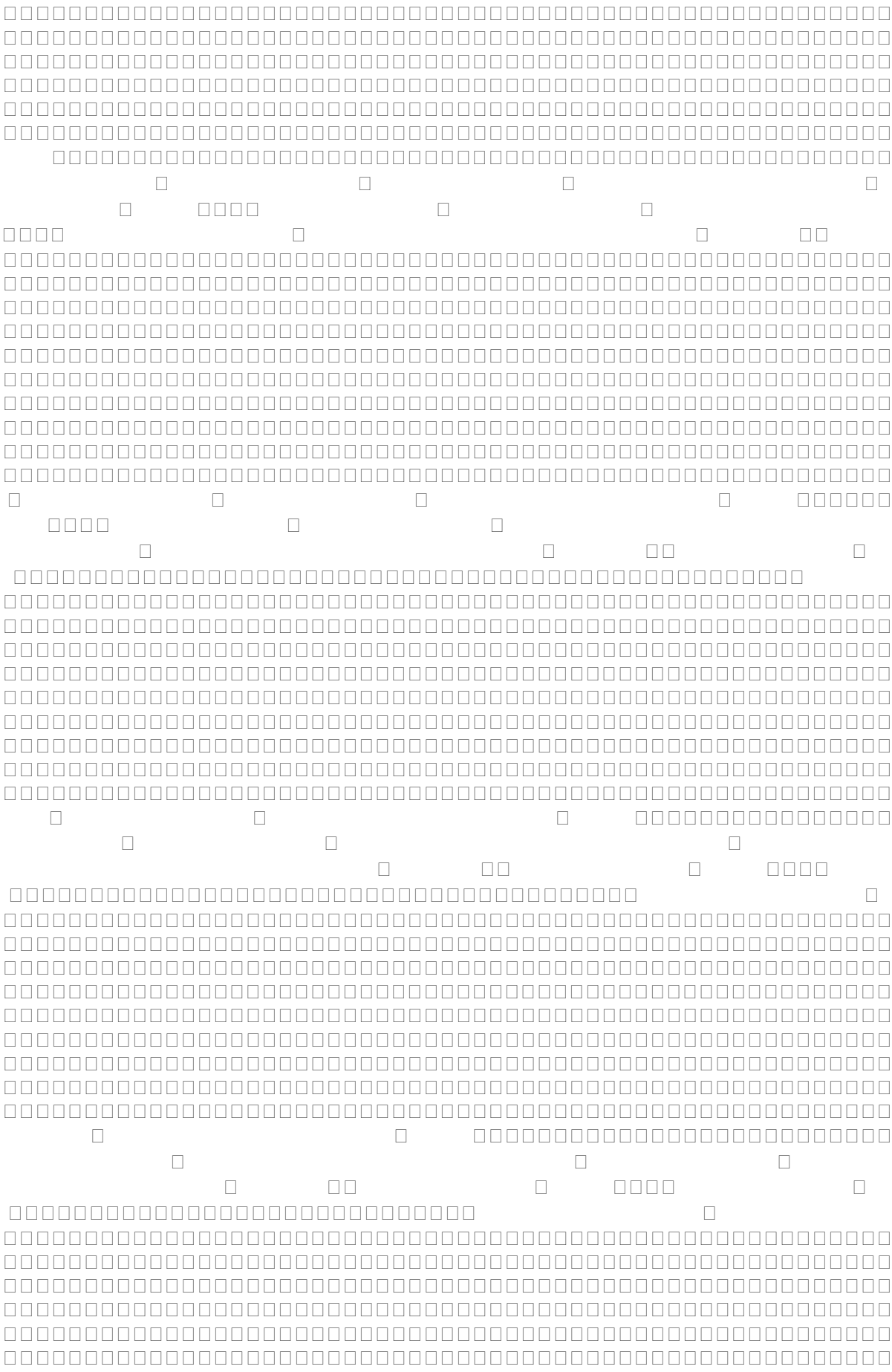
□ □ □□□□



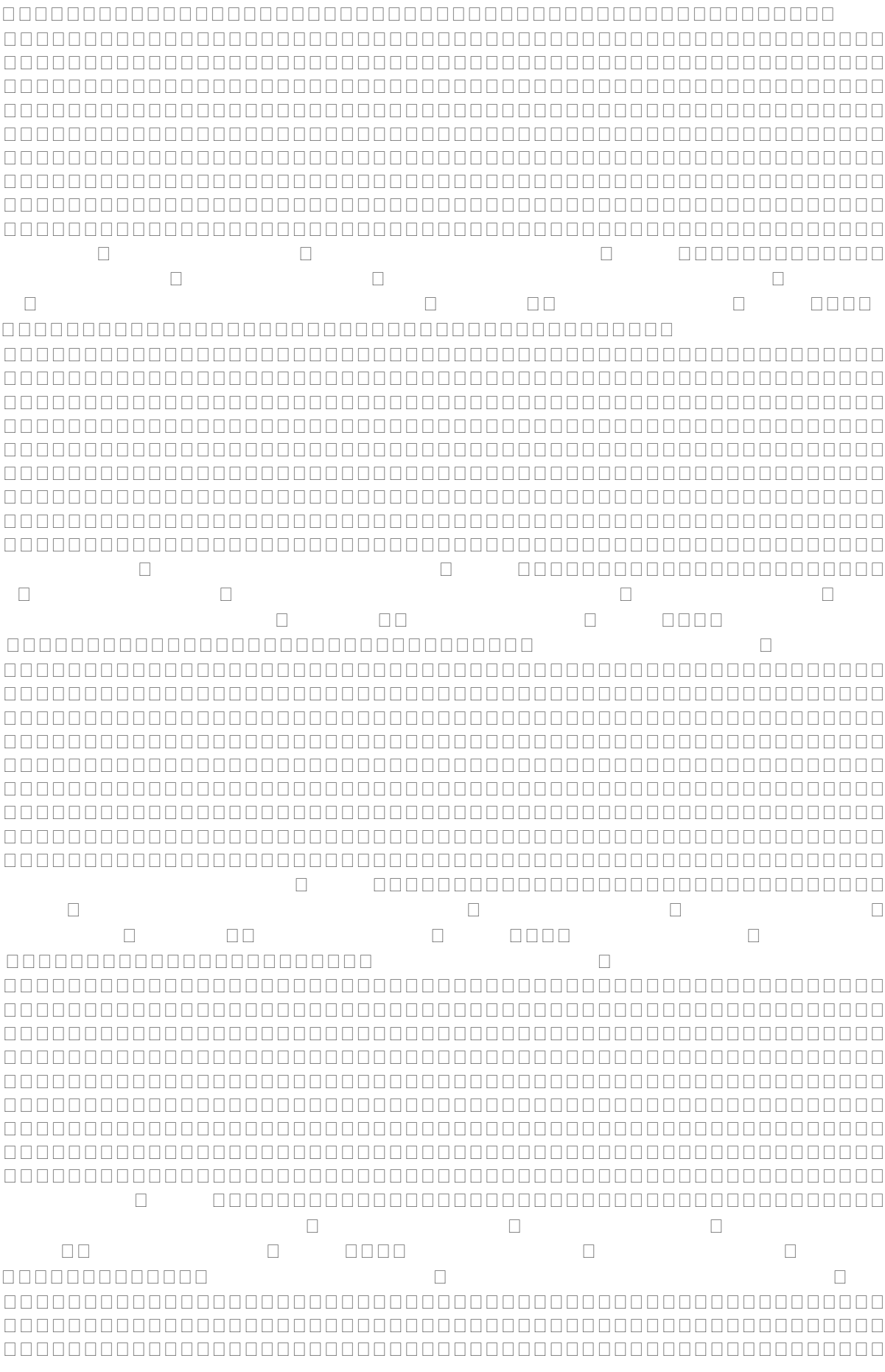


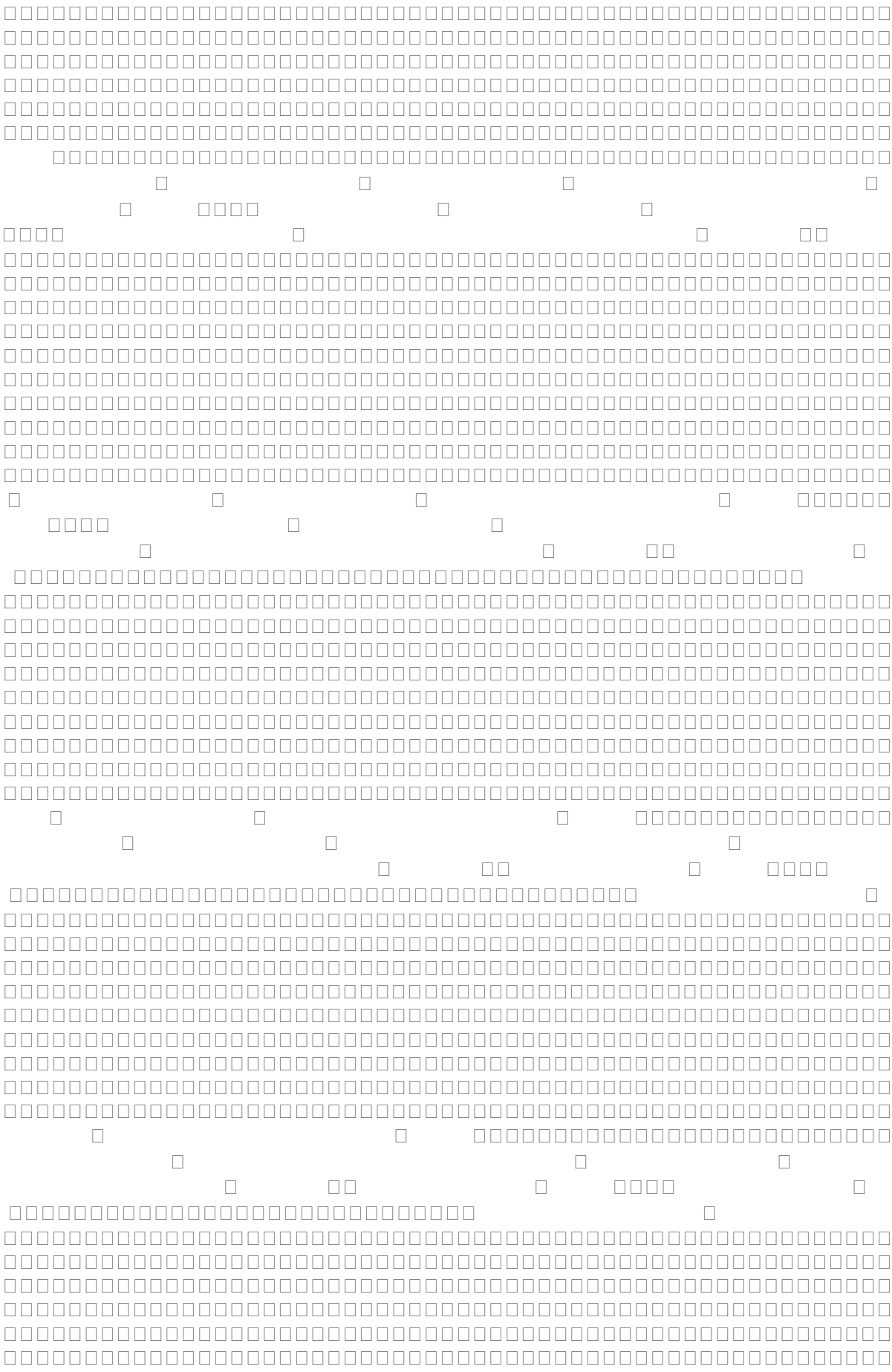
□ □ □□□□



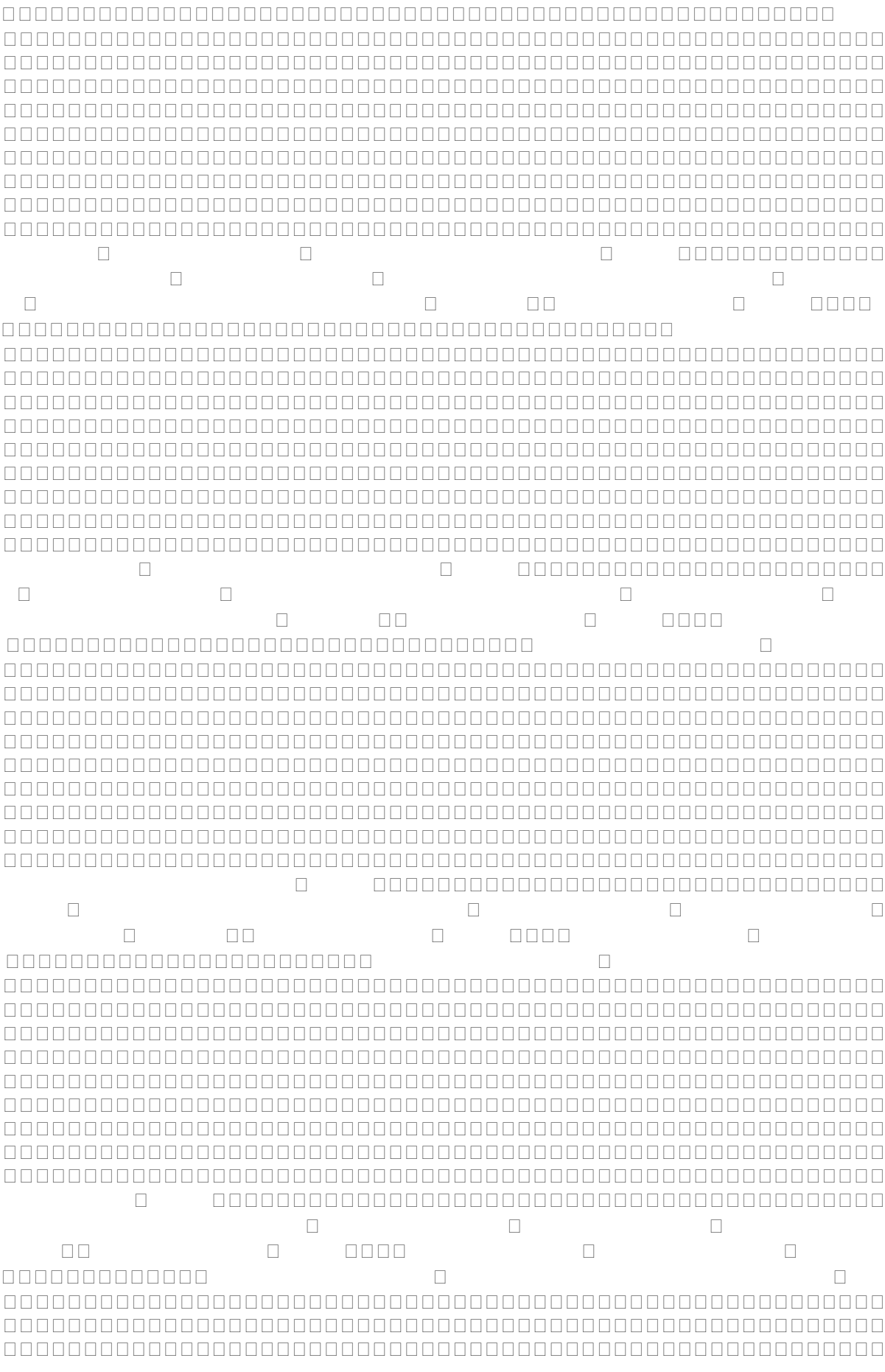


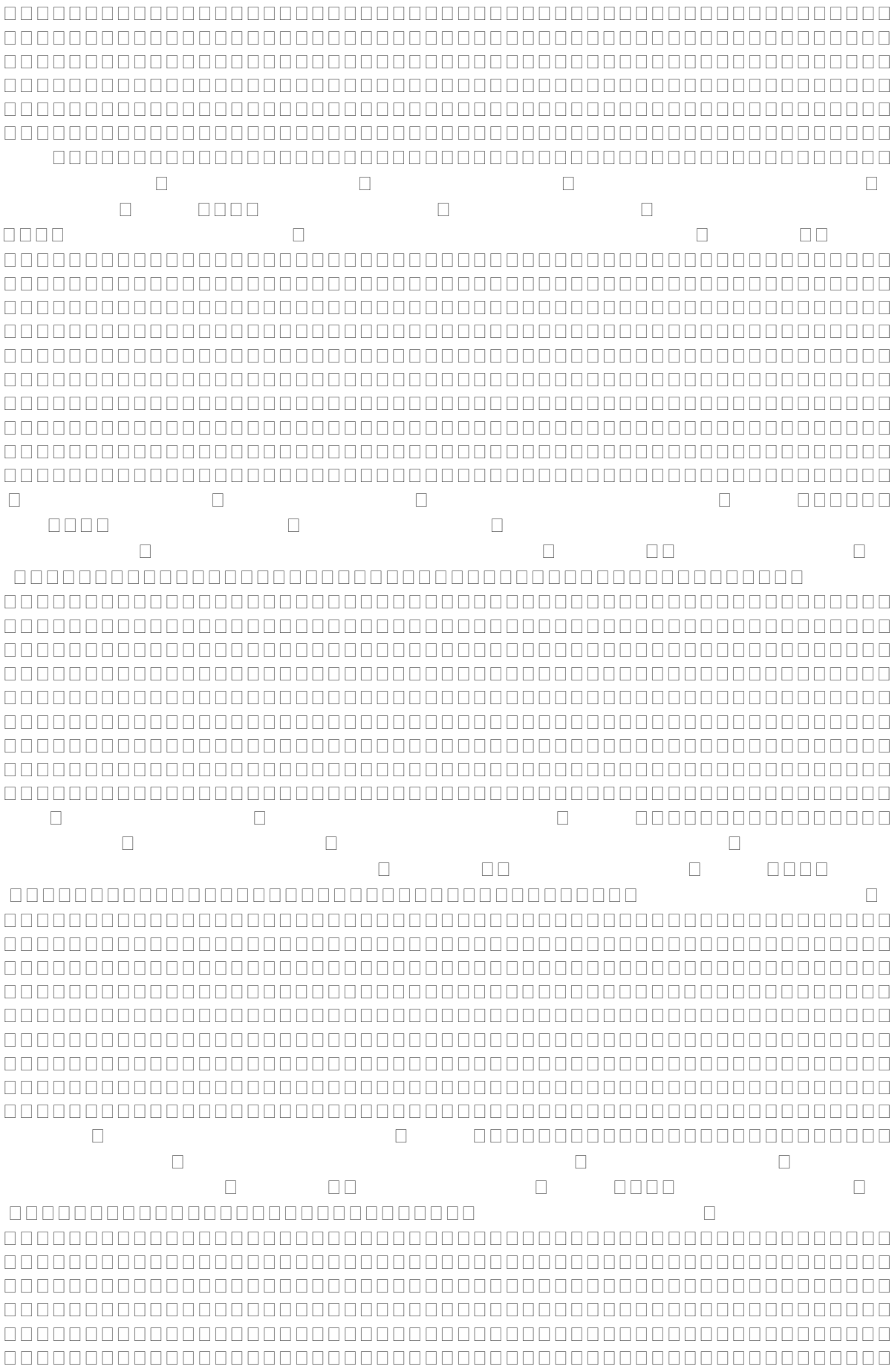
□ □ □□□□



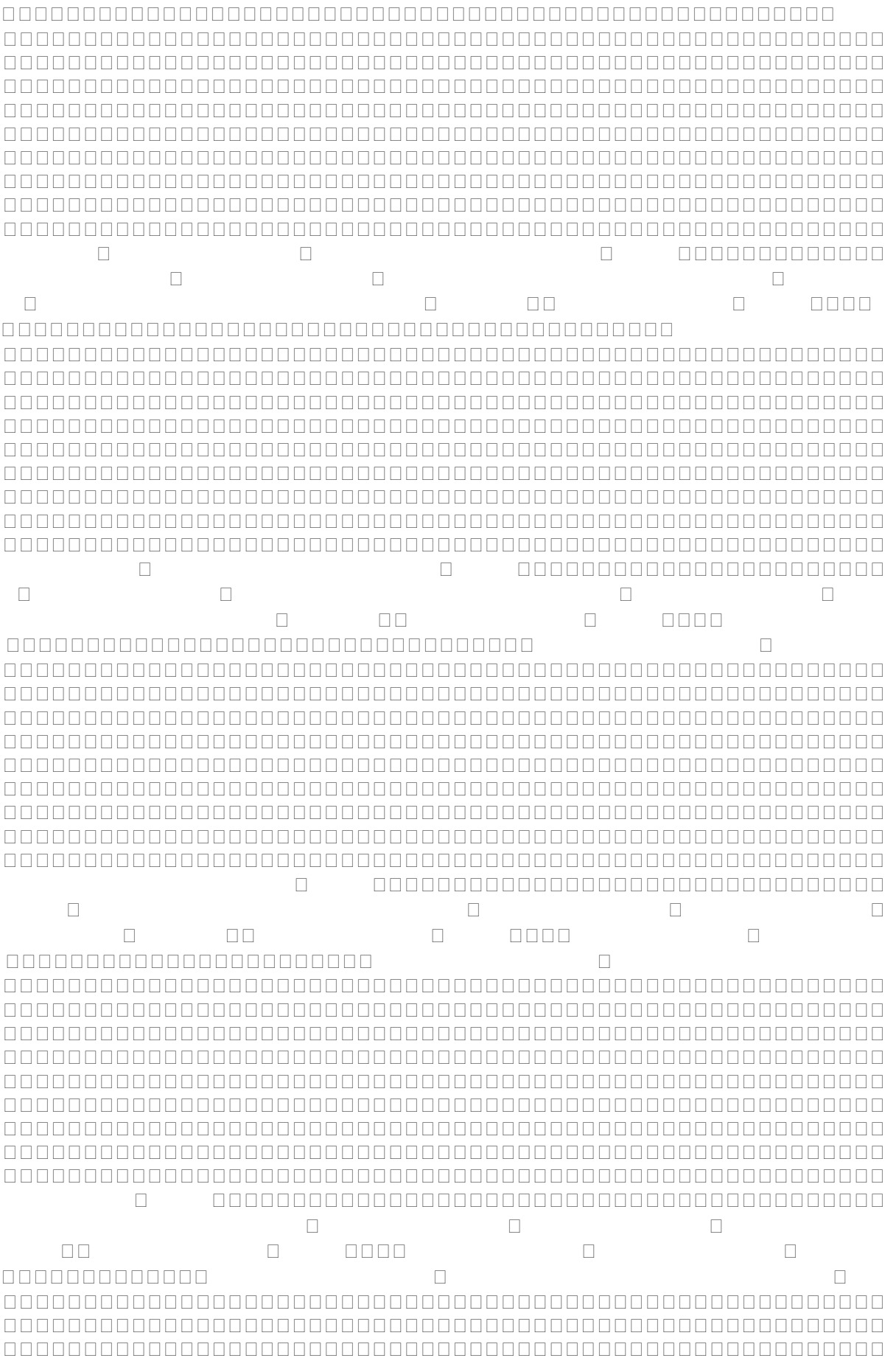


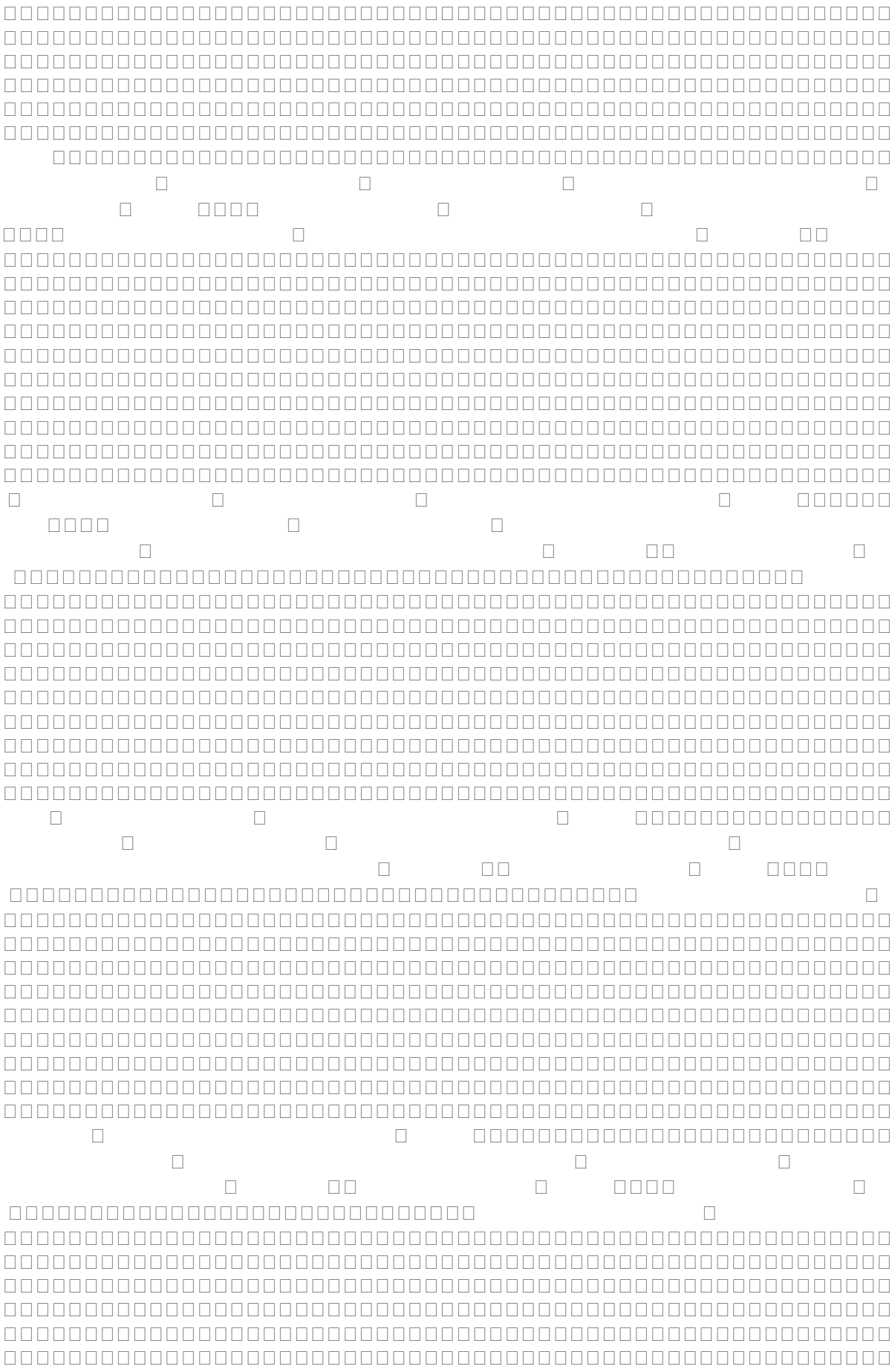
□ □ □□□□



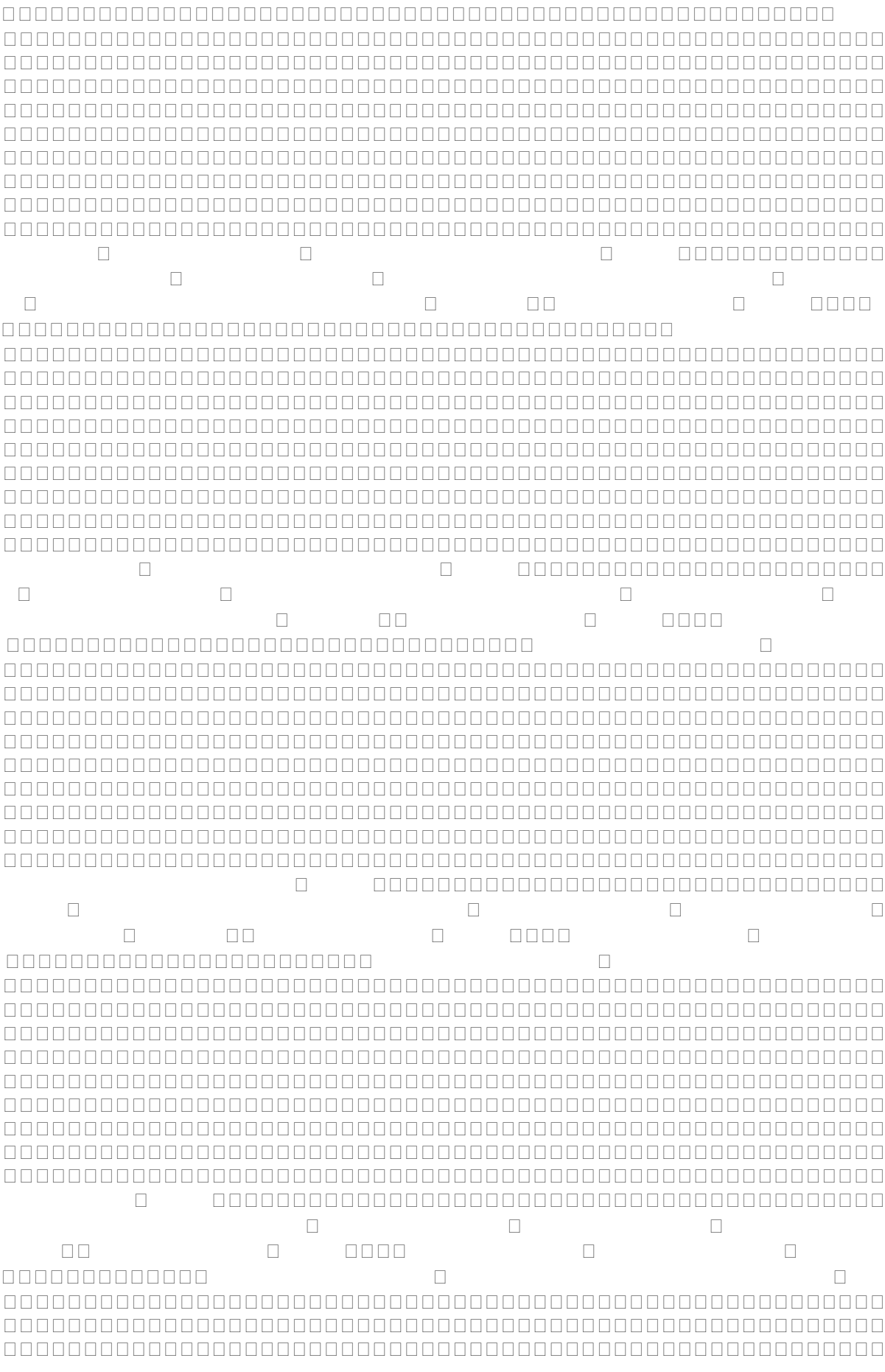


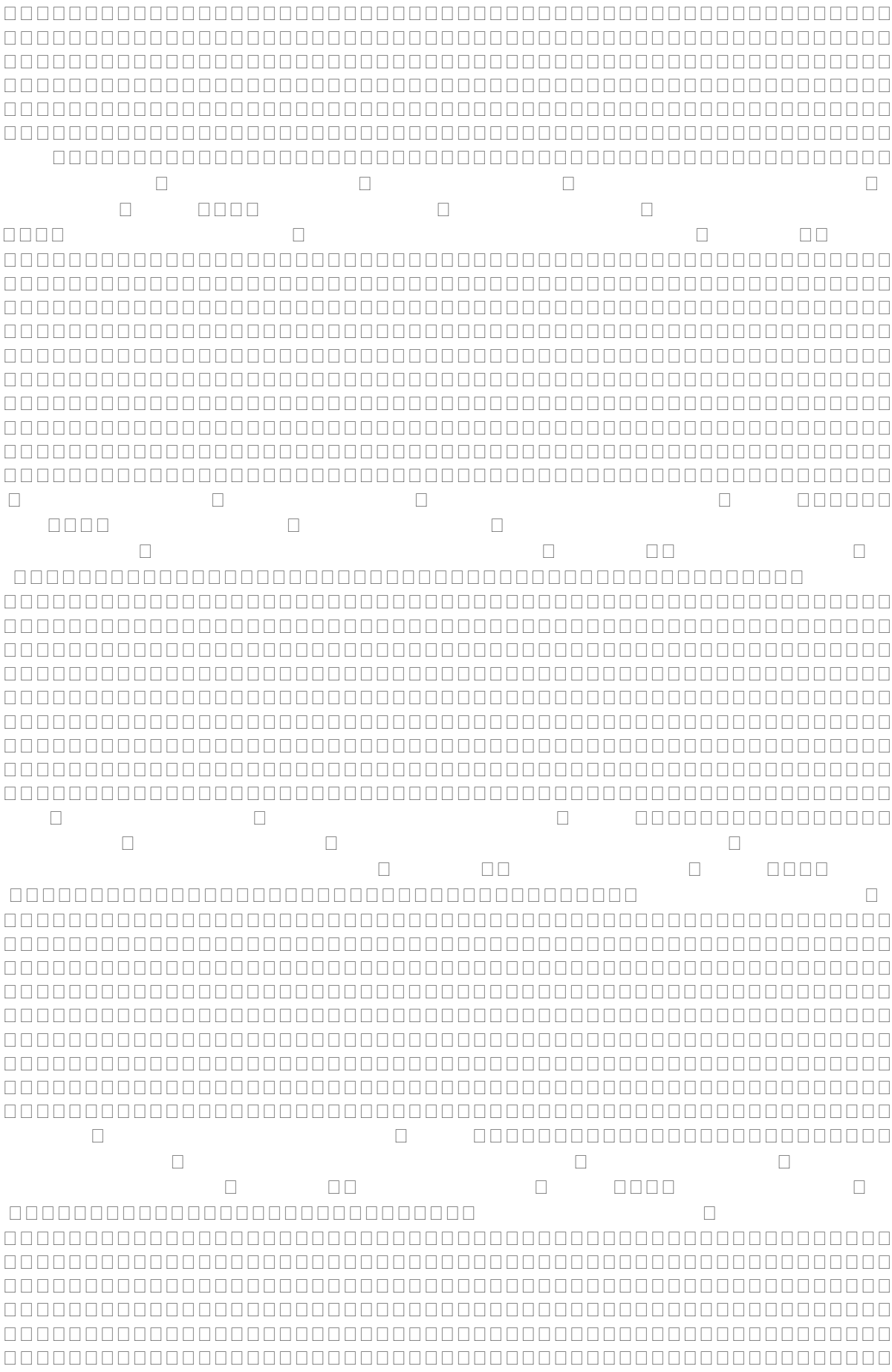
□ □ □□□□



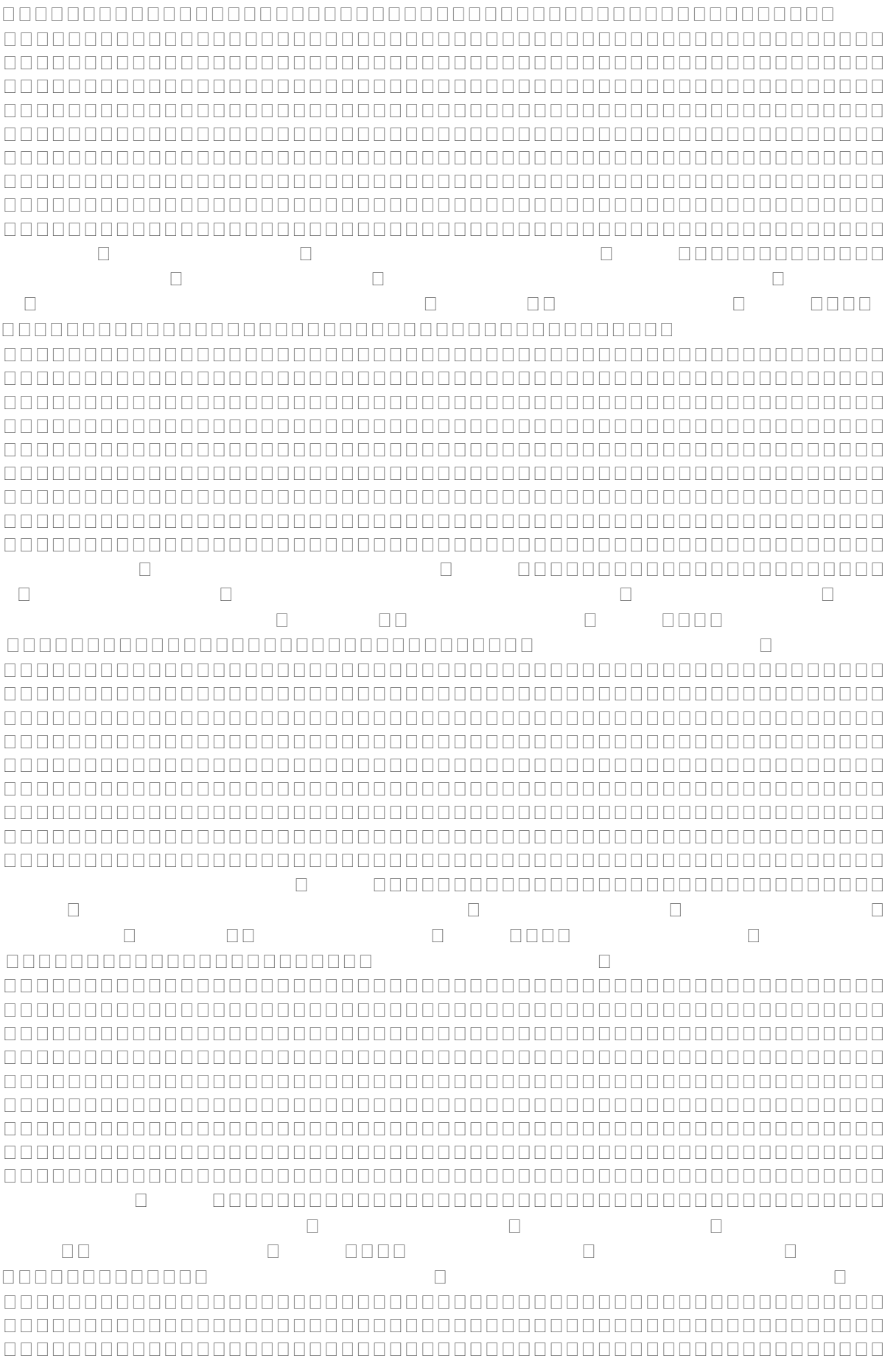


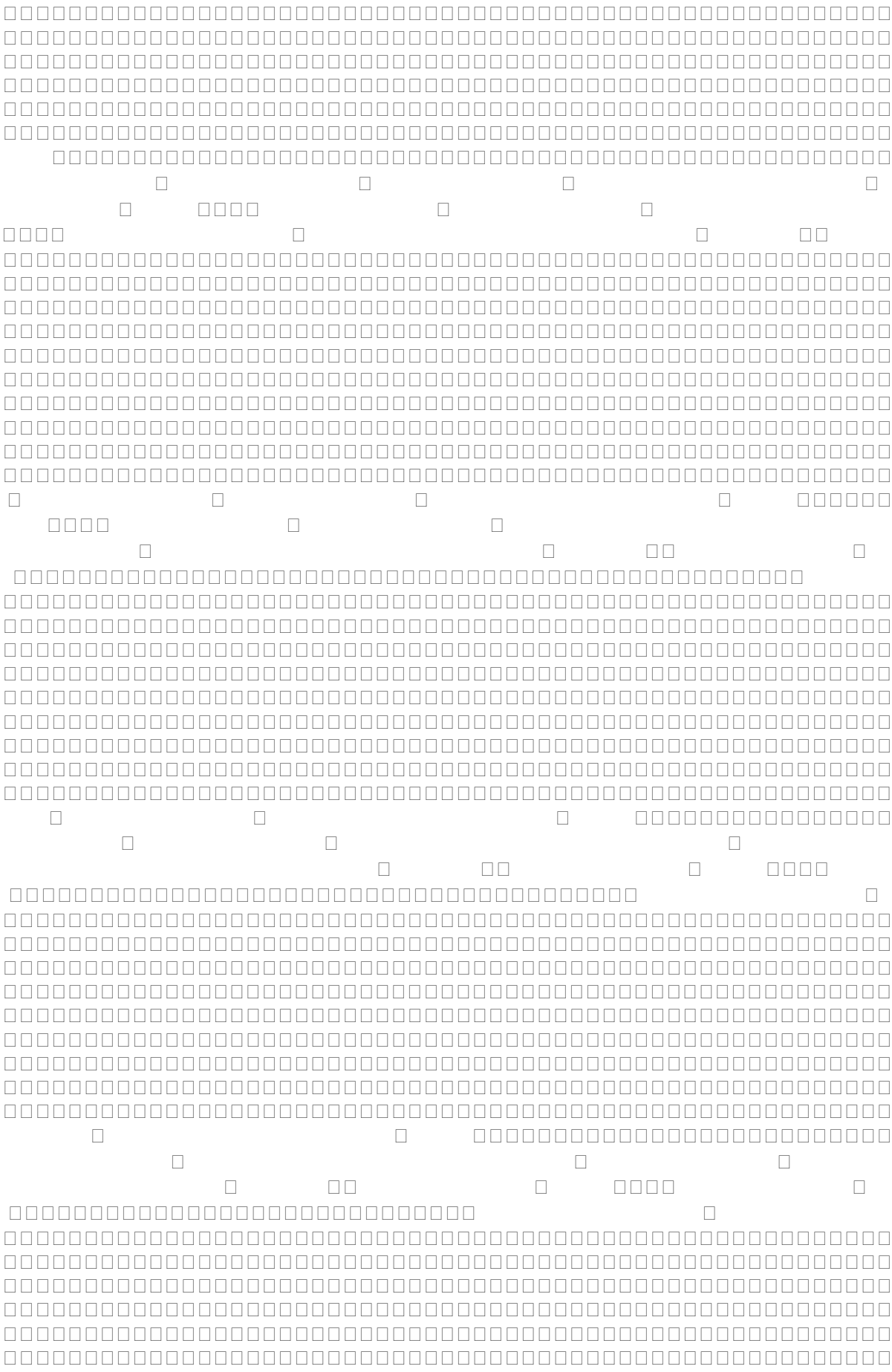
□ □ □□□□



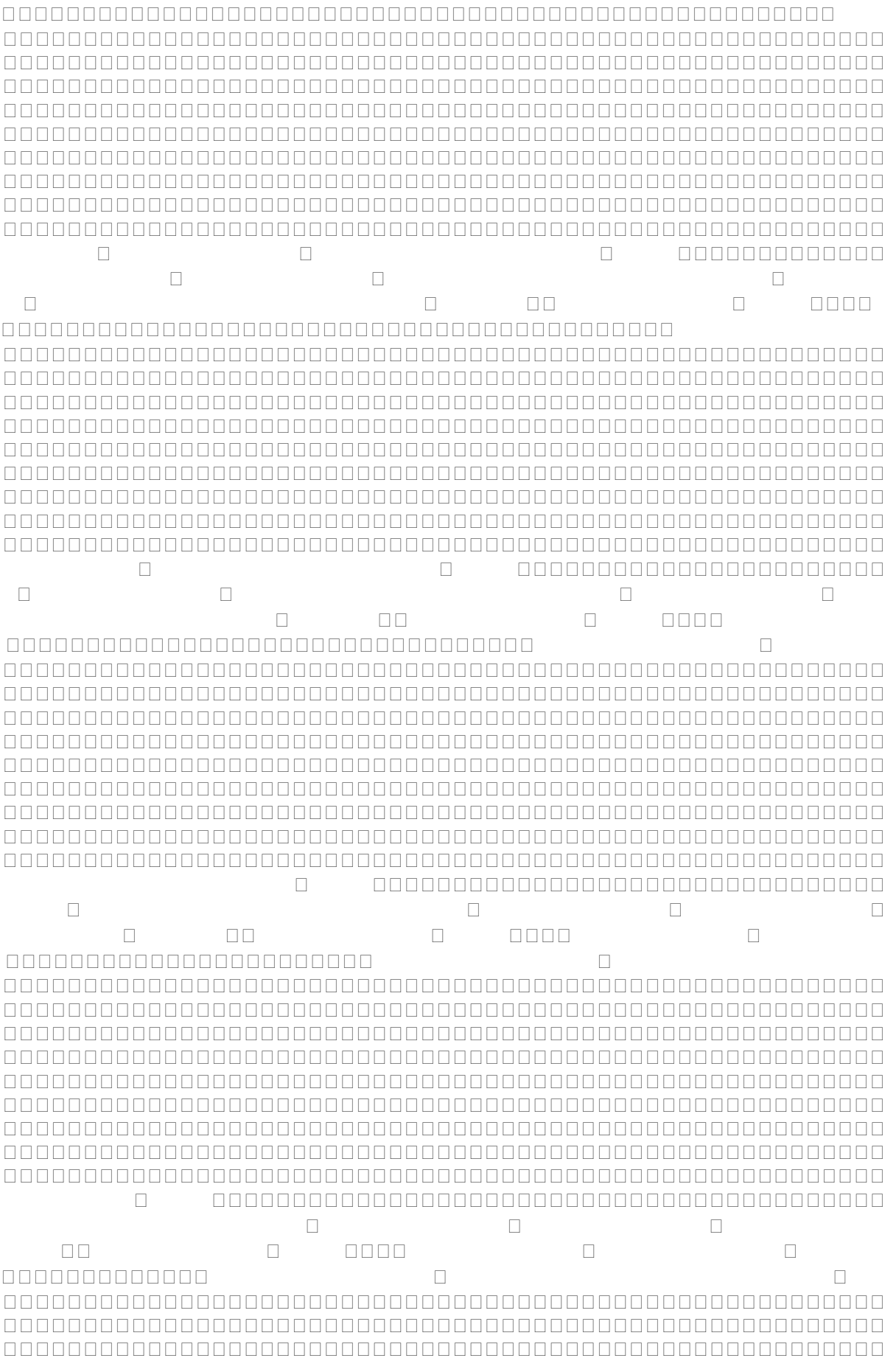


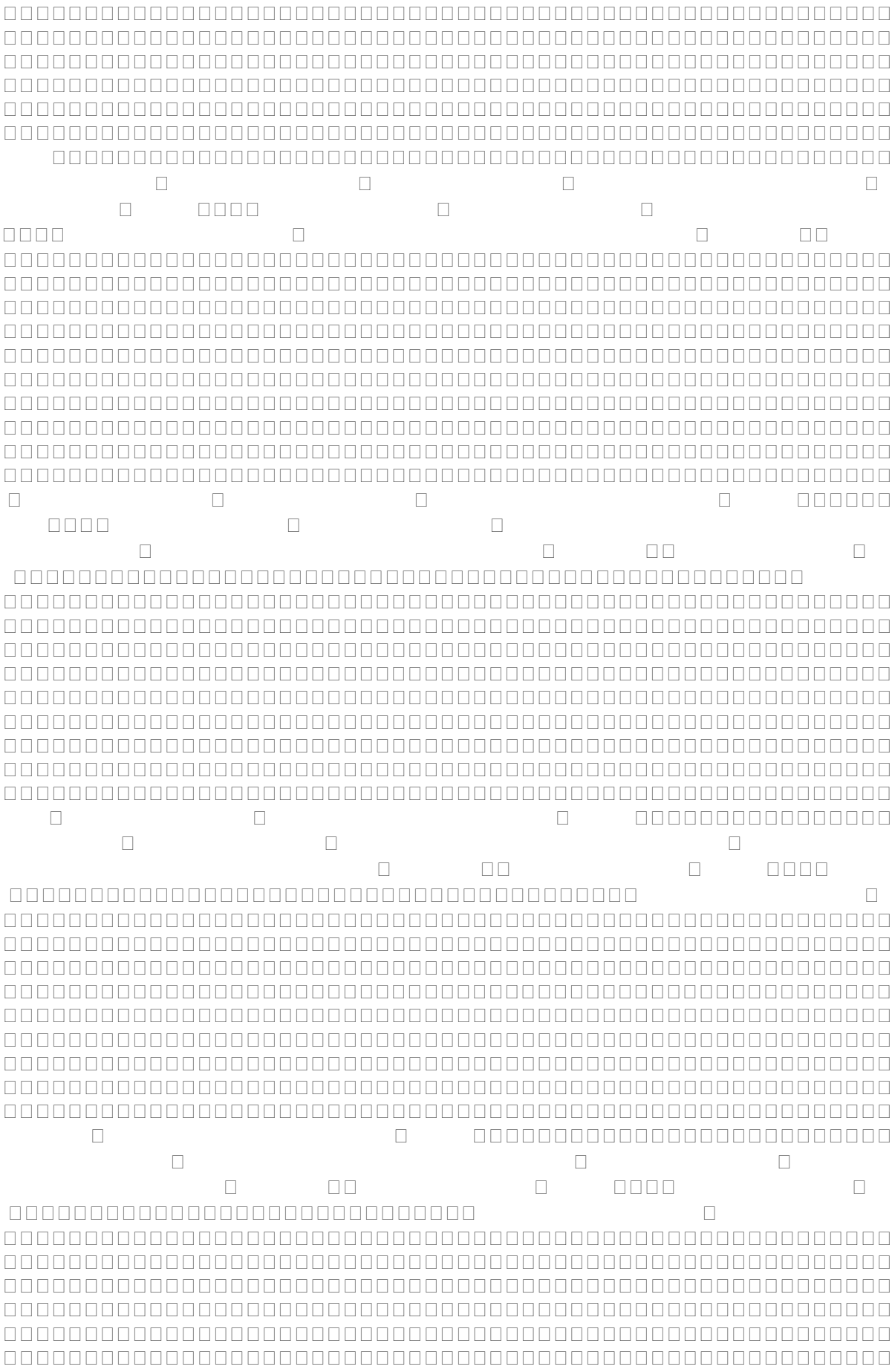
□ □ □□□□



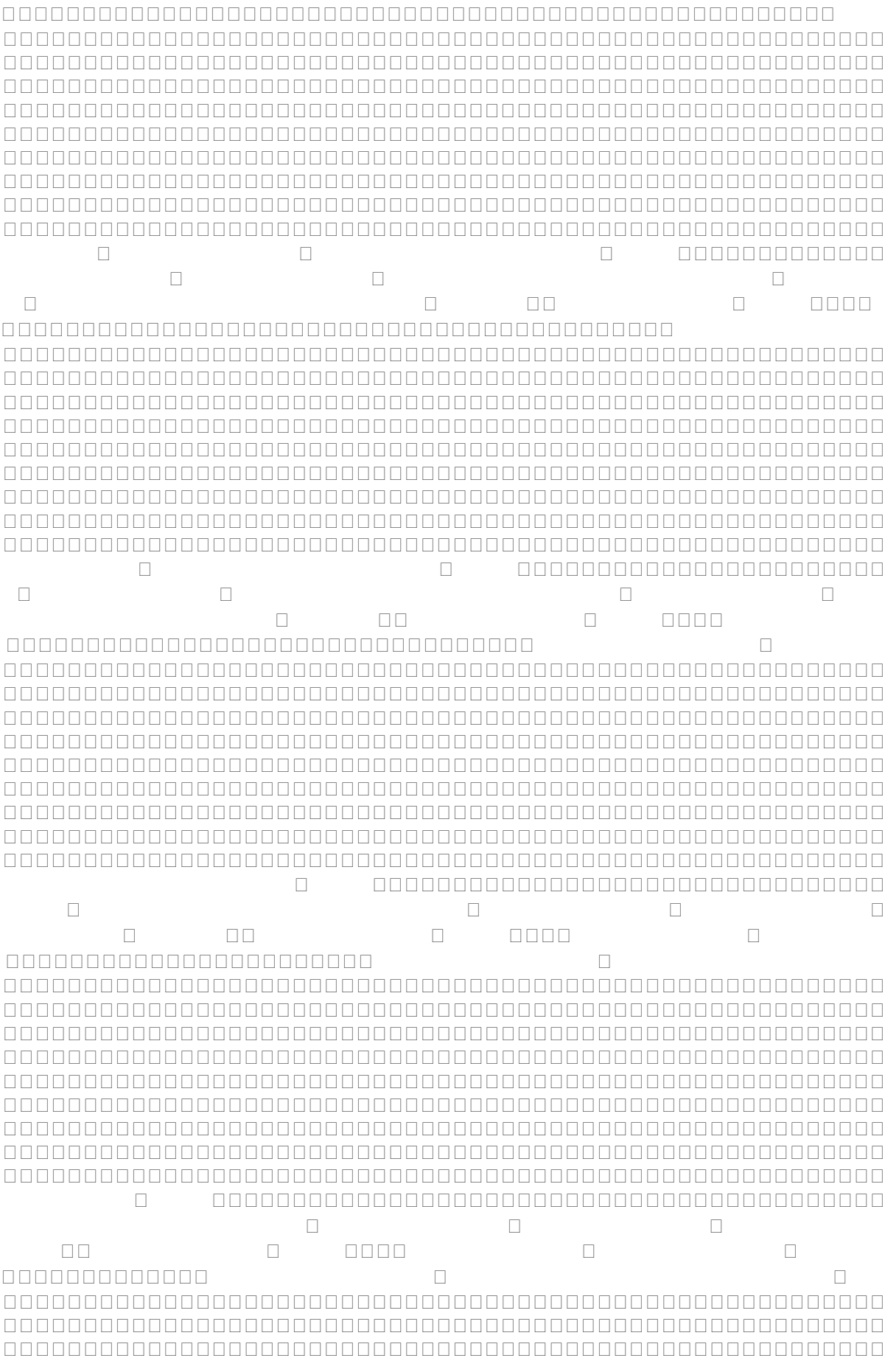


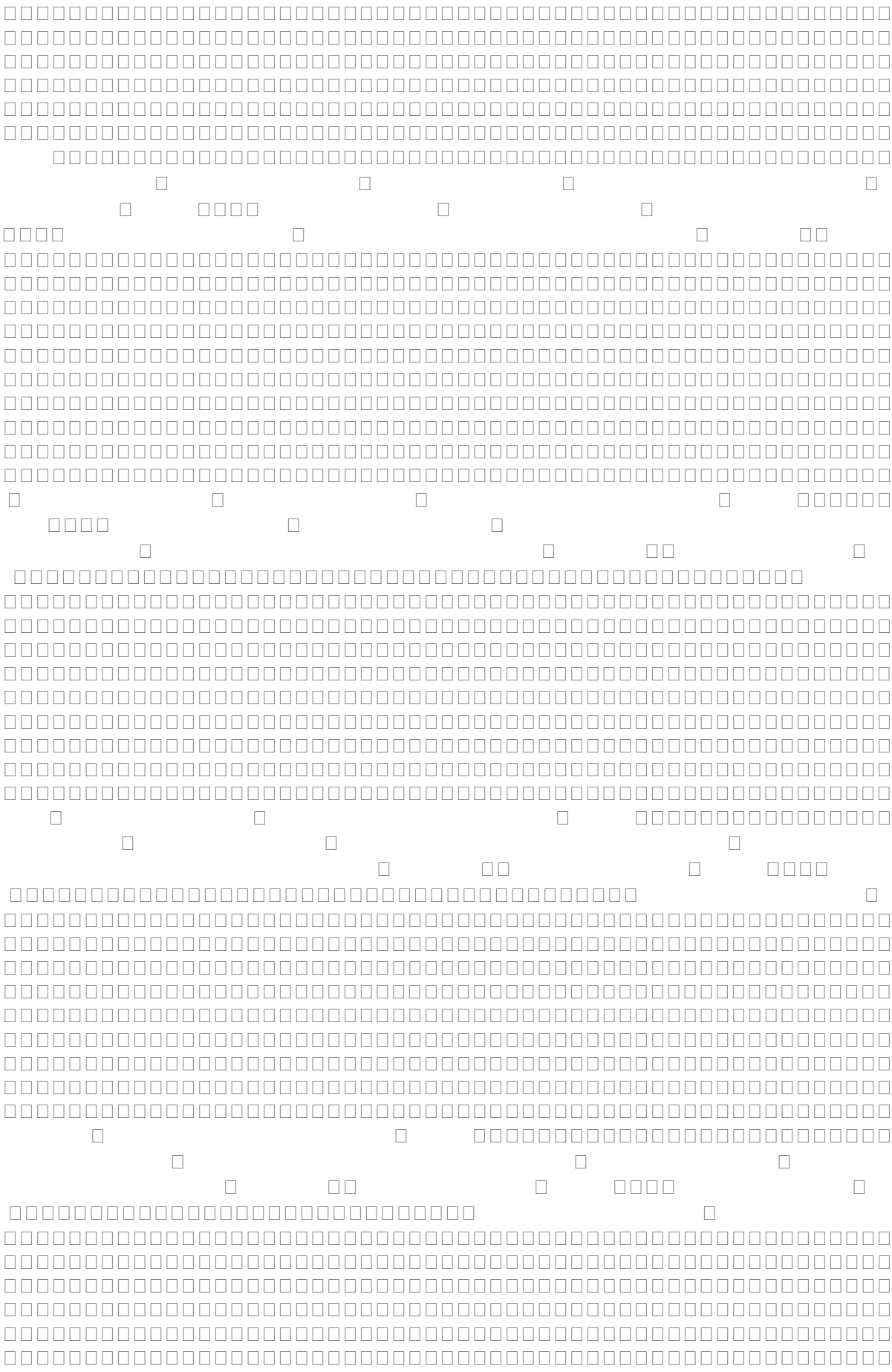
□ □ □□□□



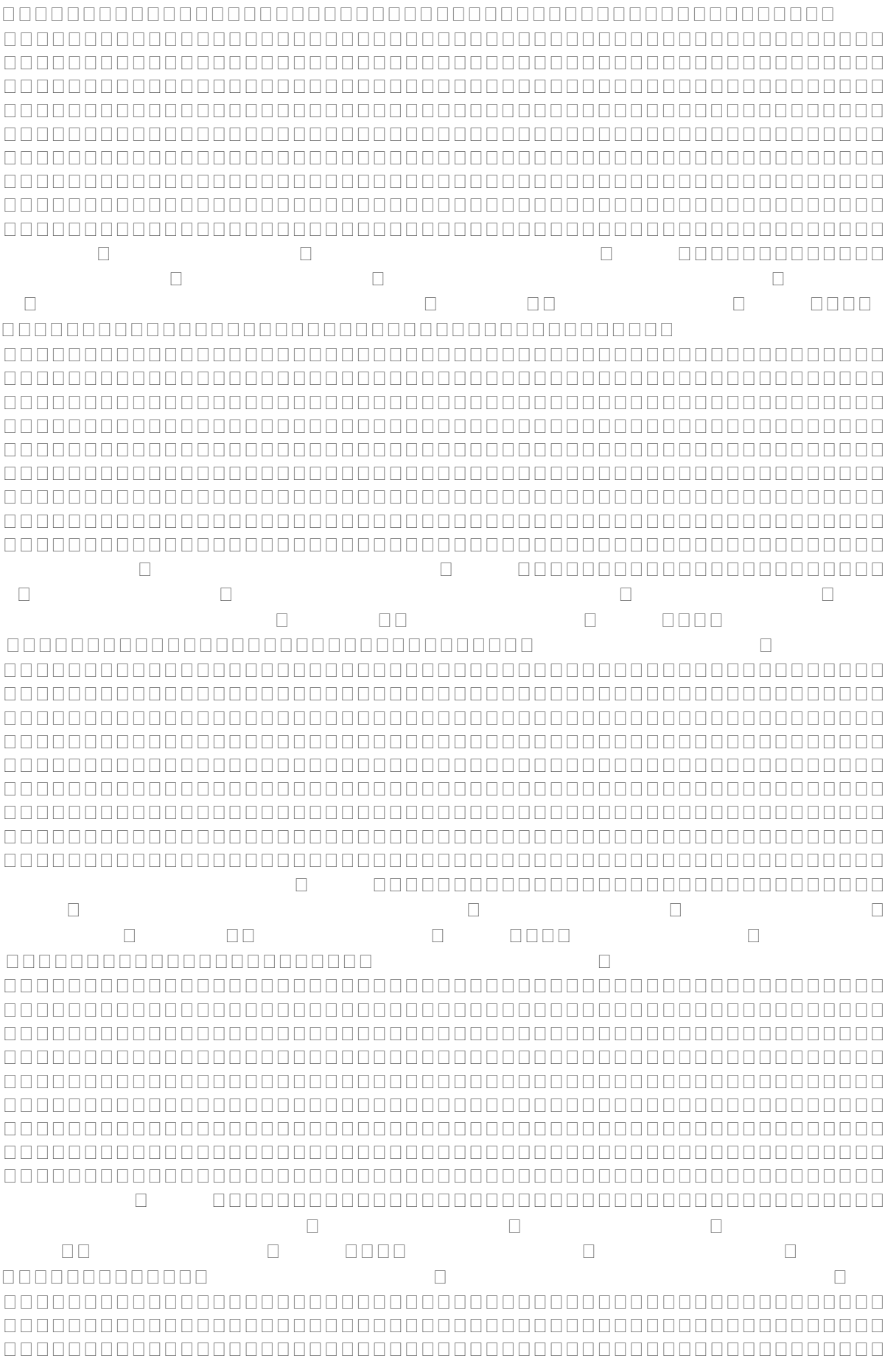


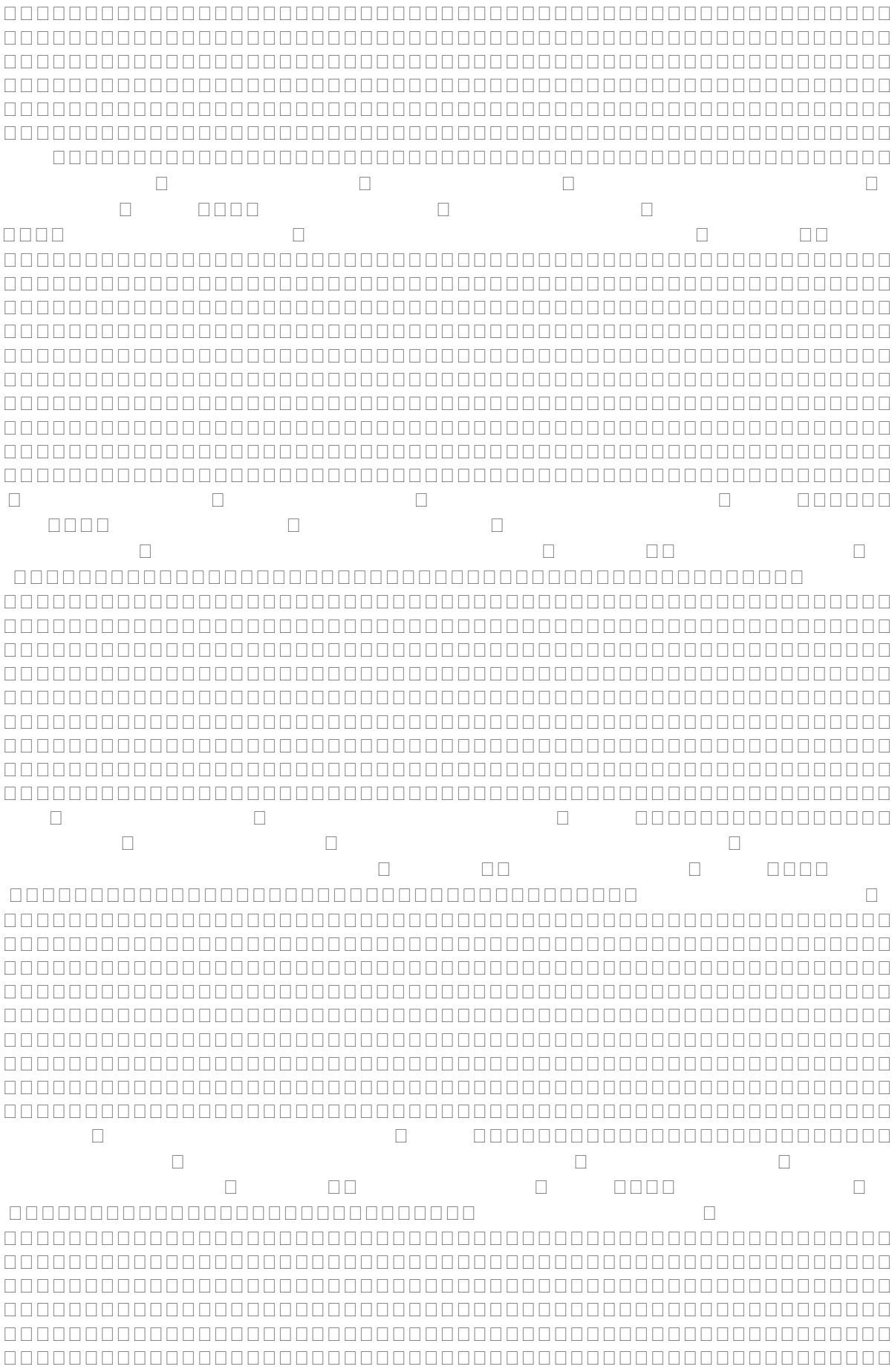
□ □ □□□□



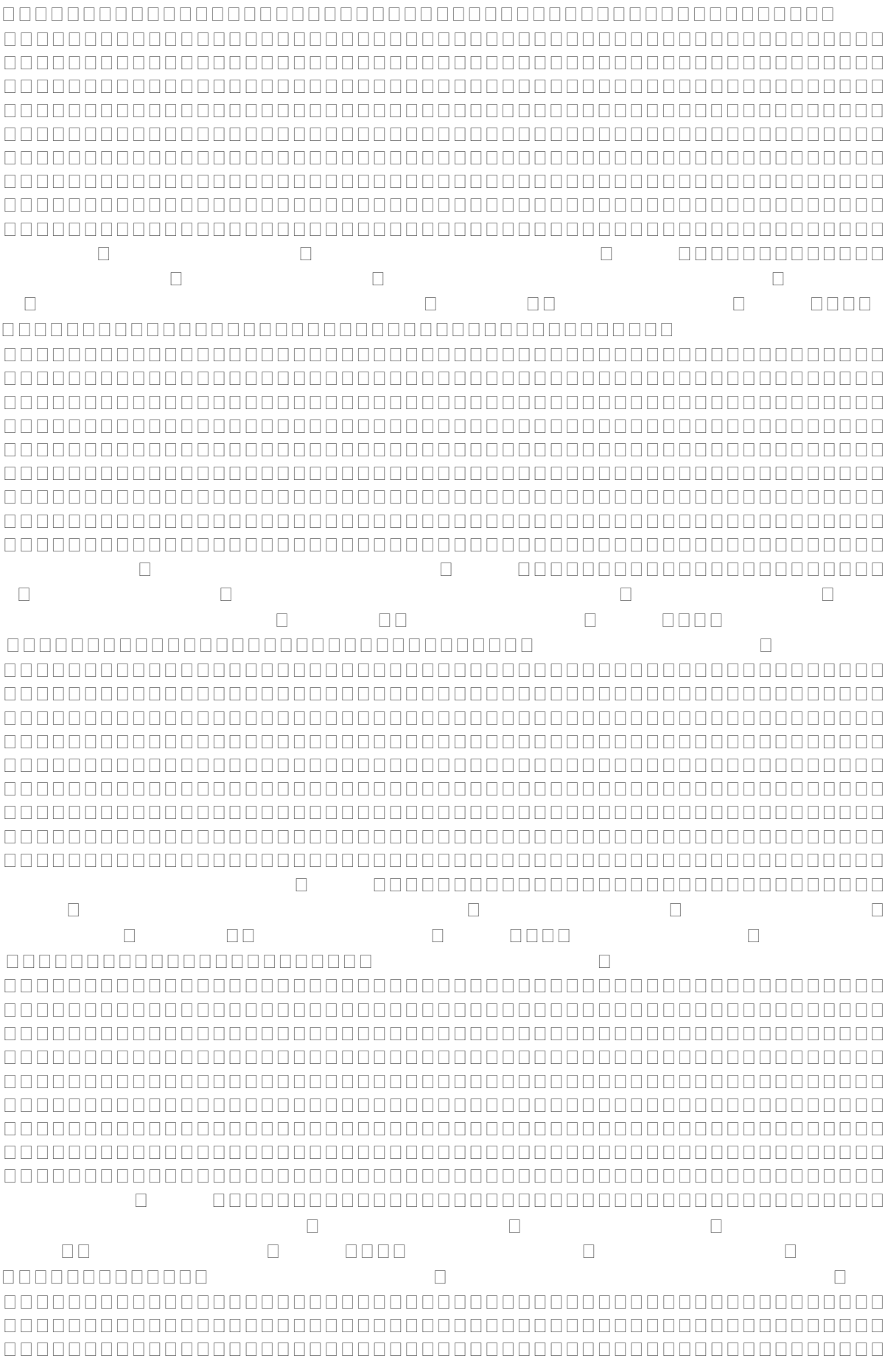


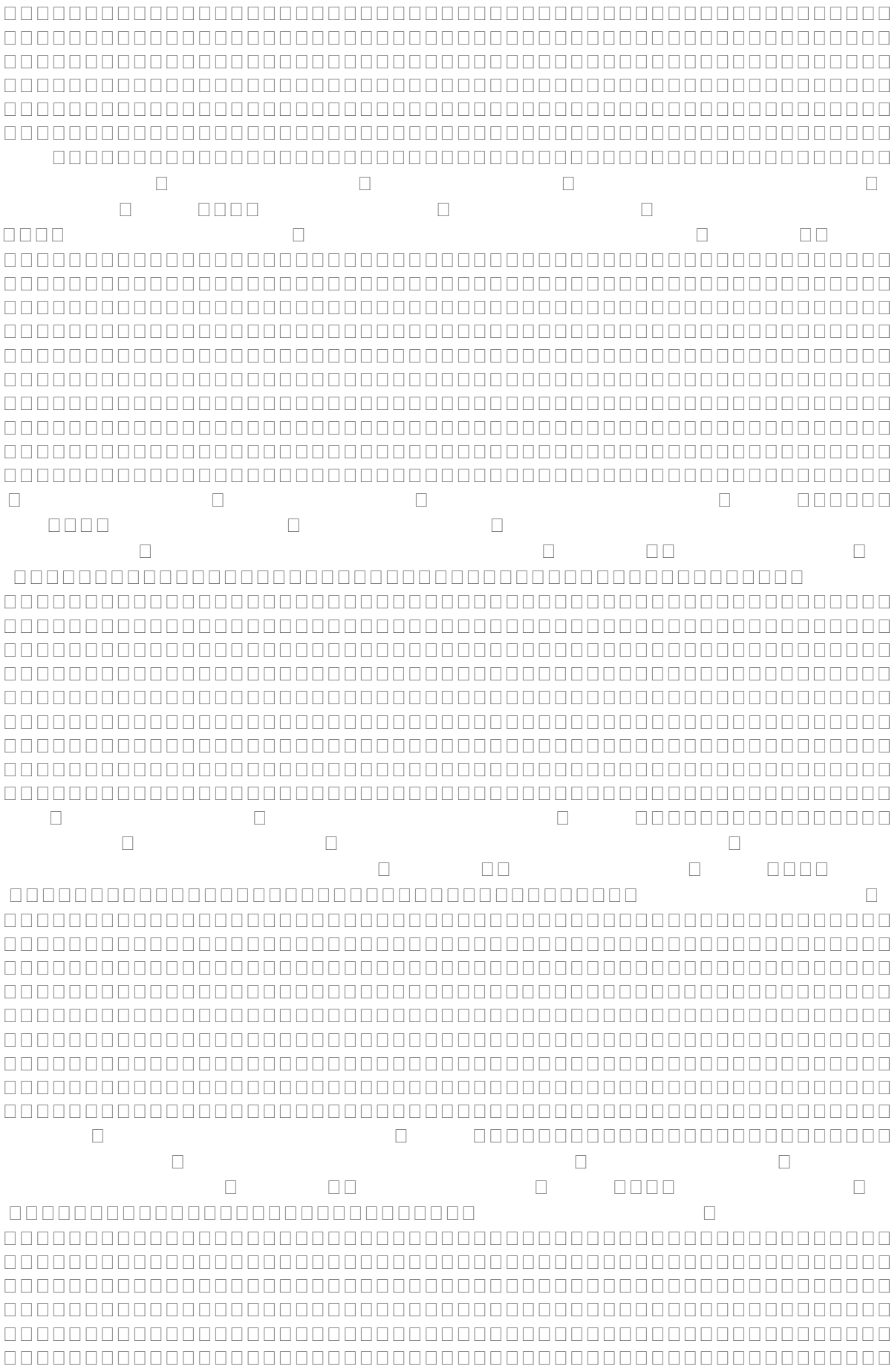
□ □ □□□□



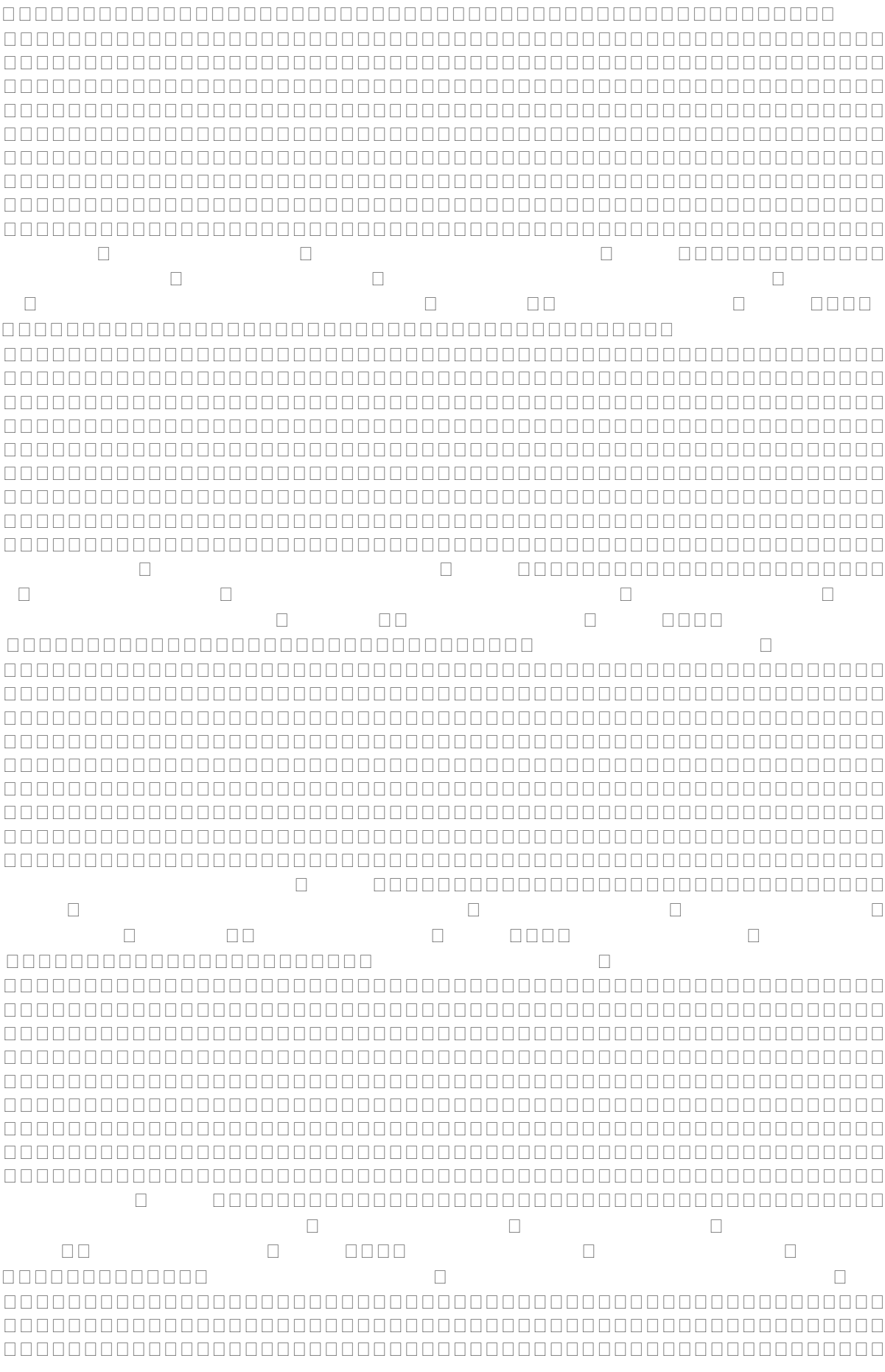


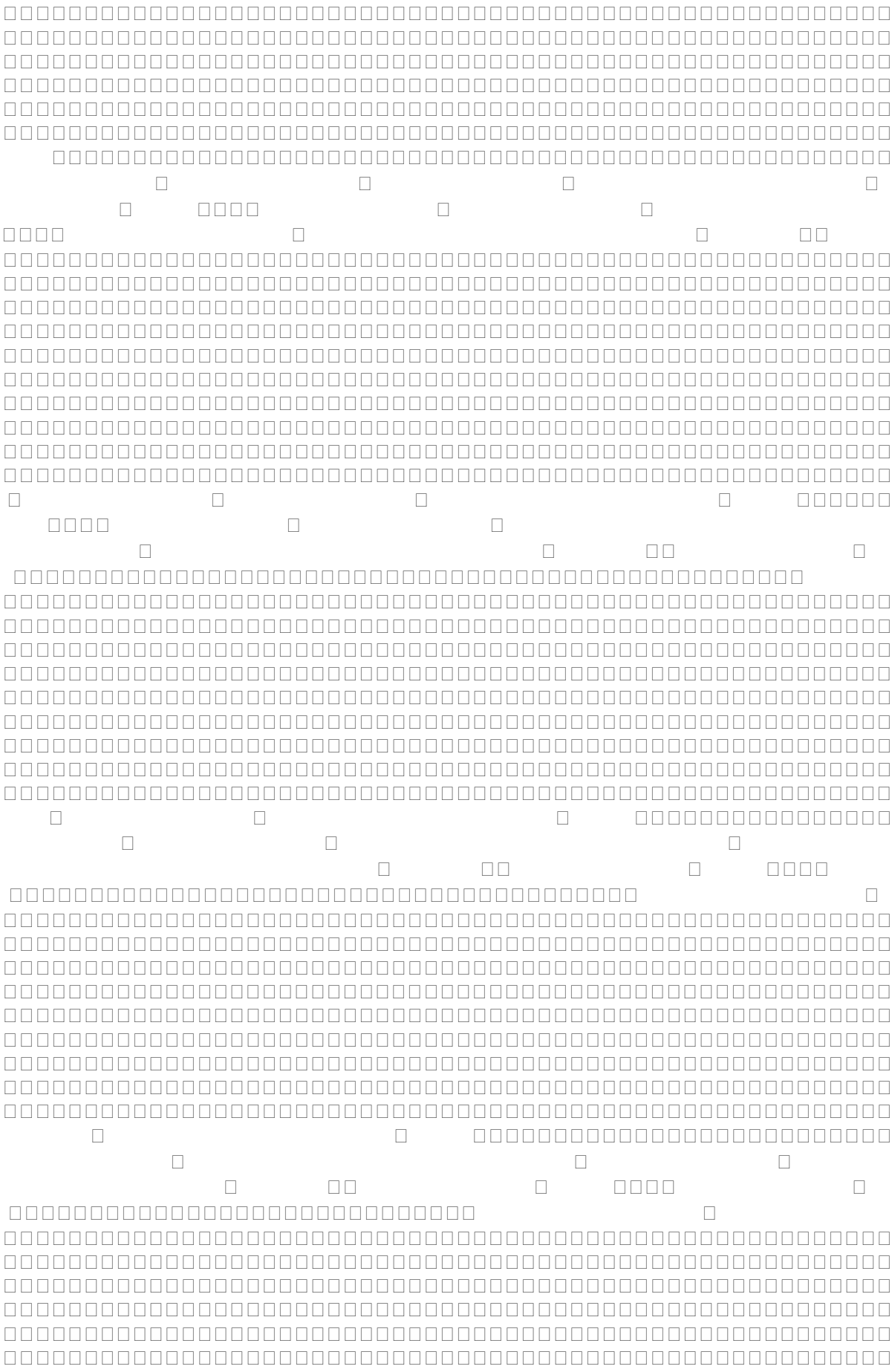
□ □ □□□□



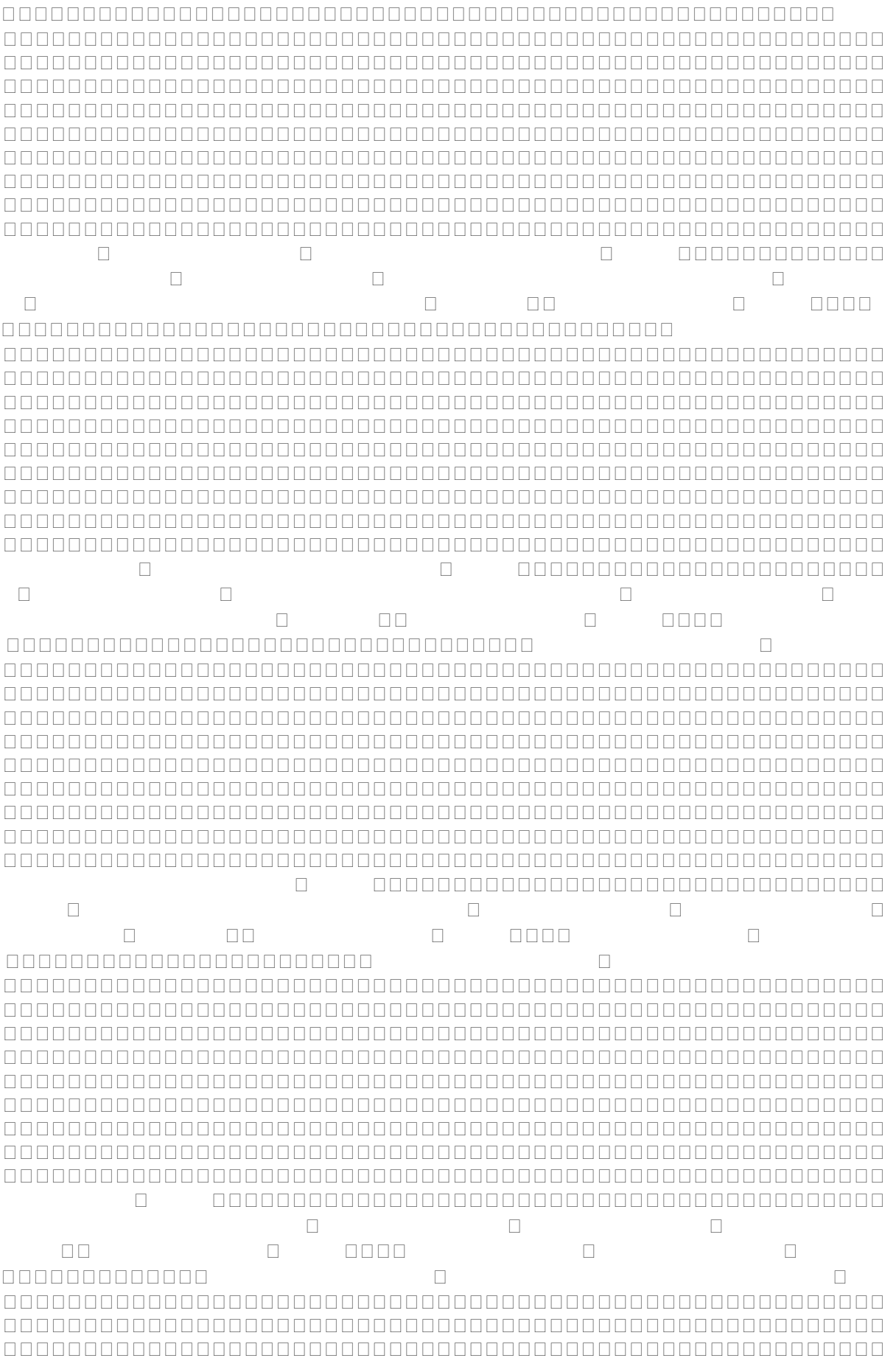


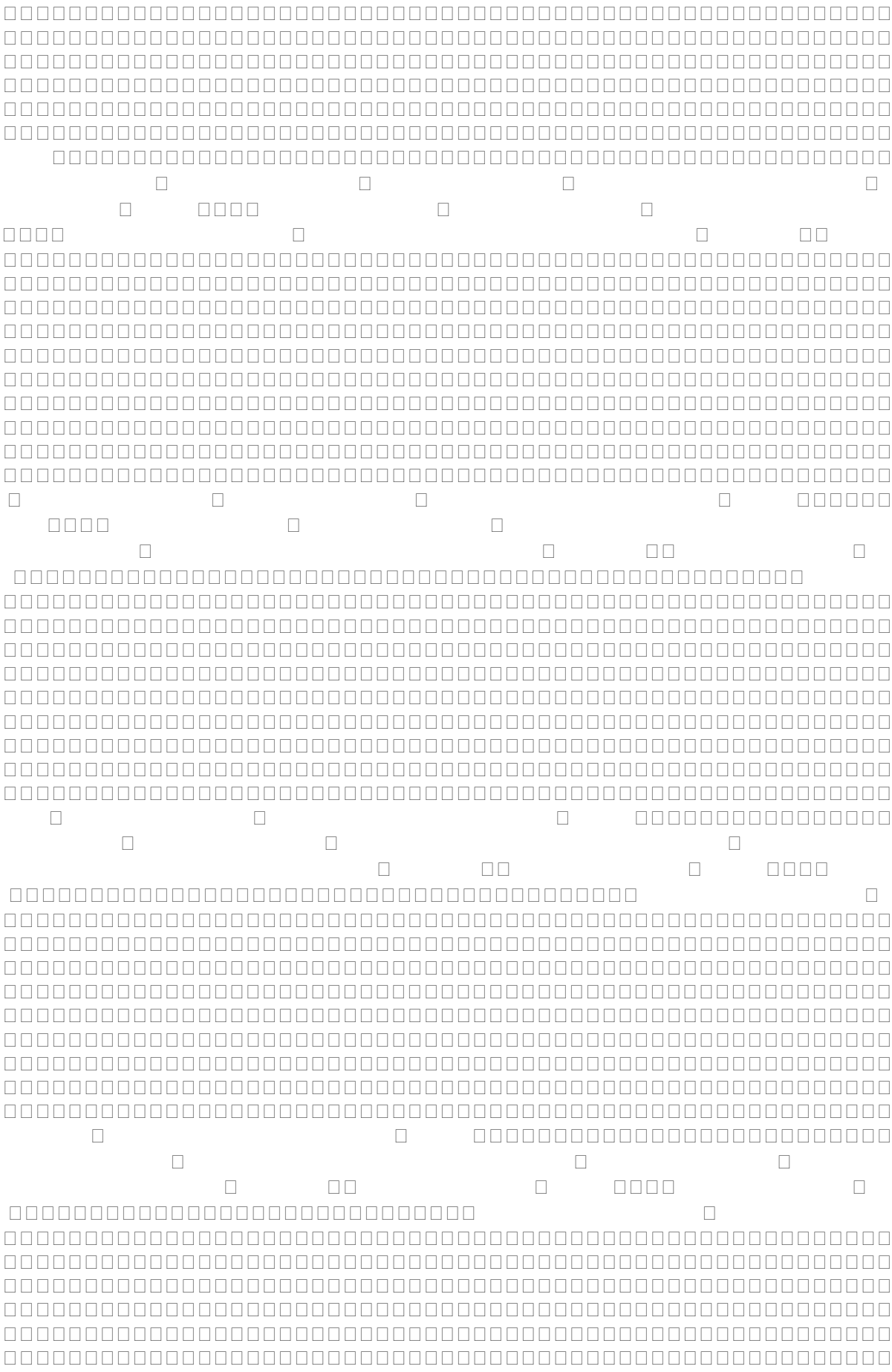
□ □ □□□□



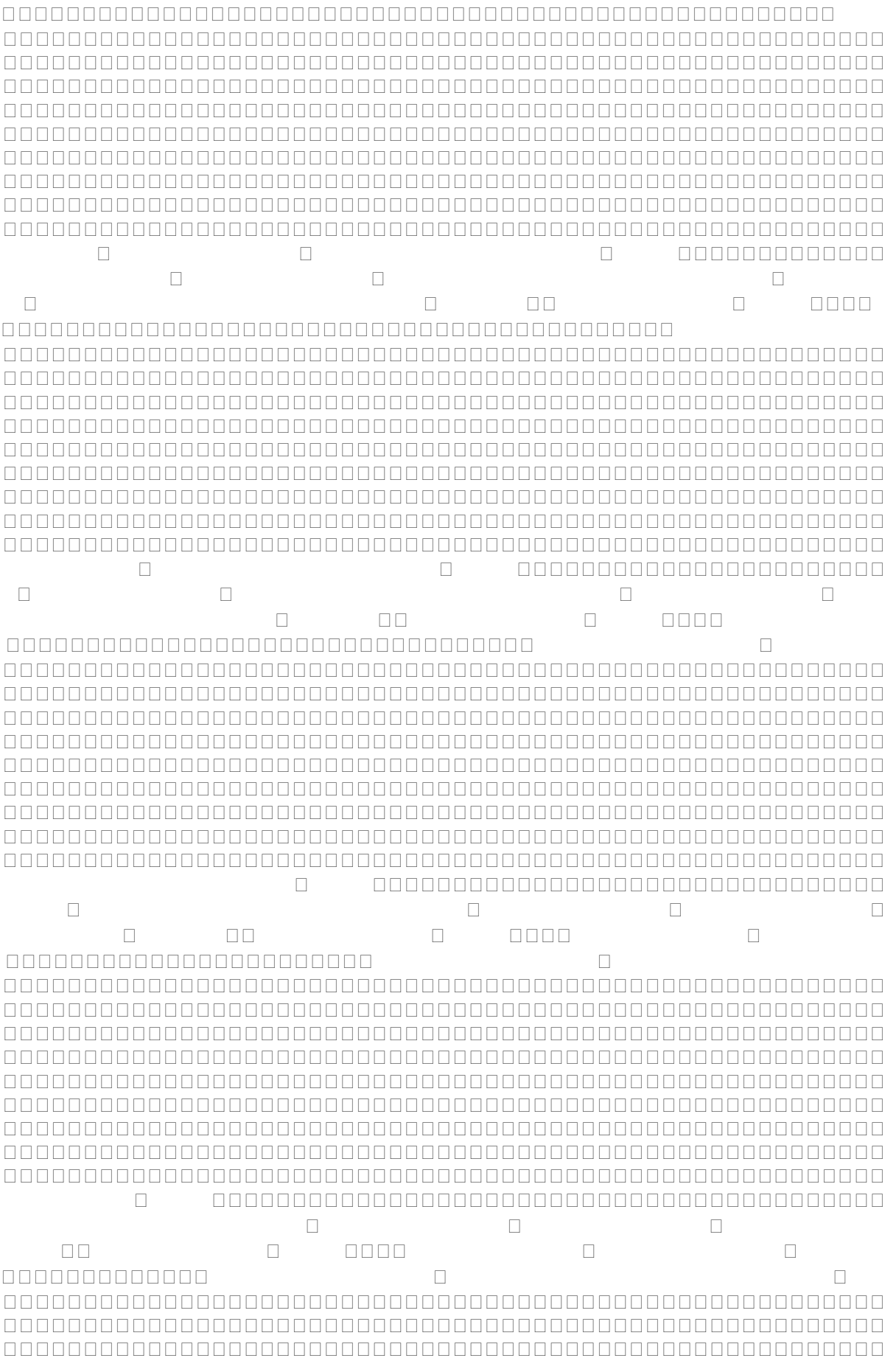


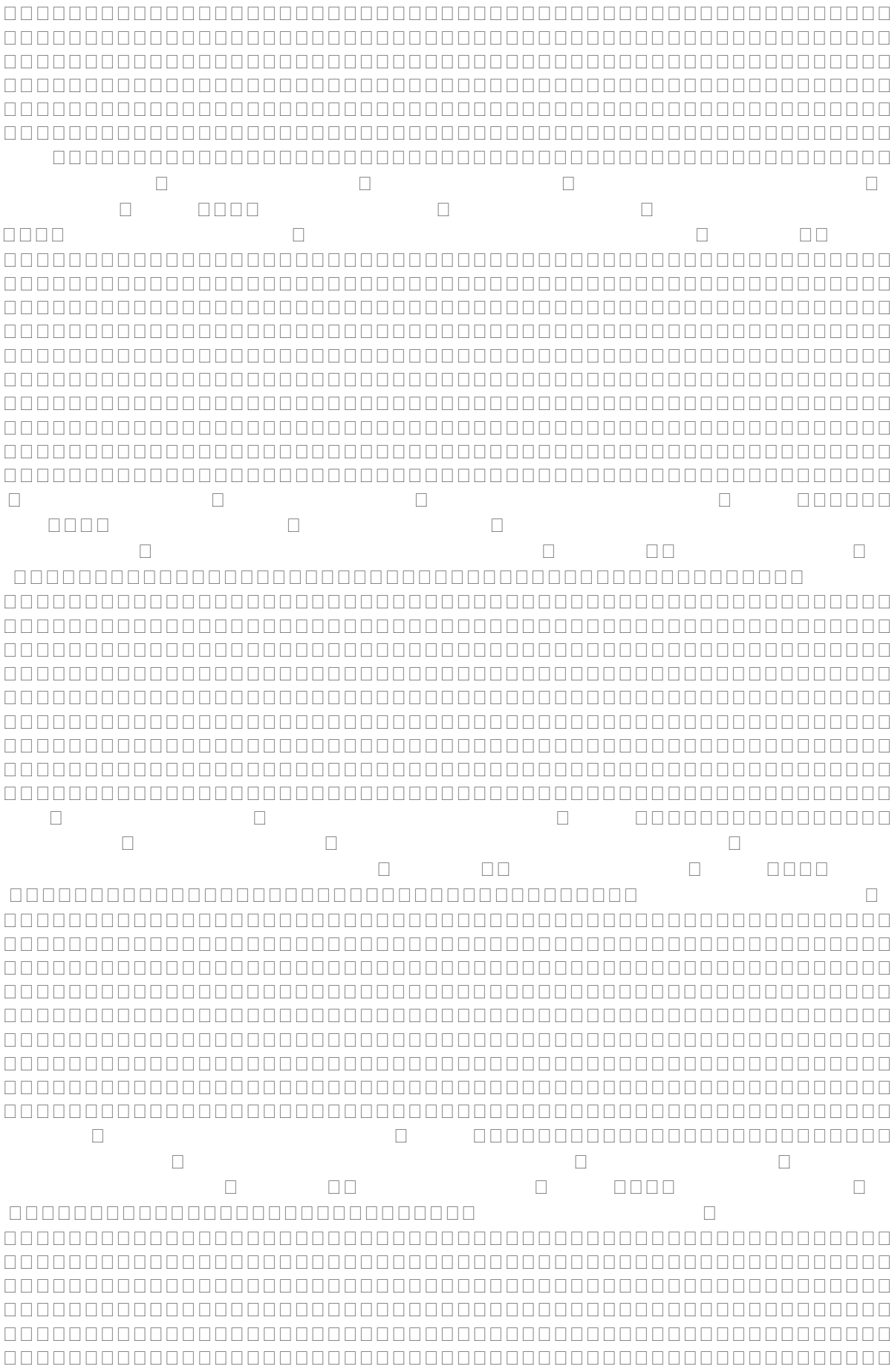
□ □ □□□□



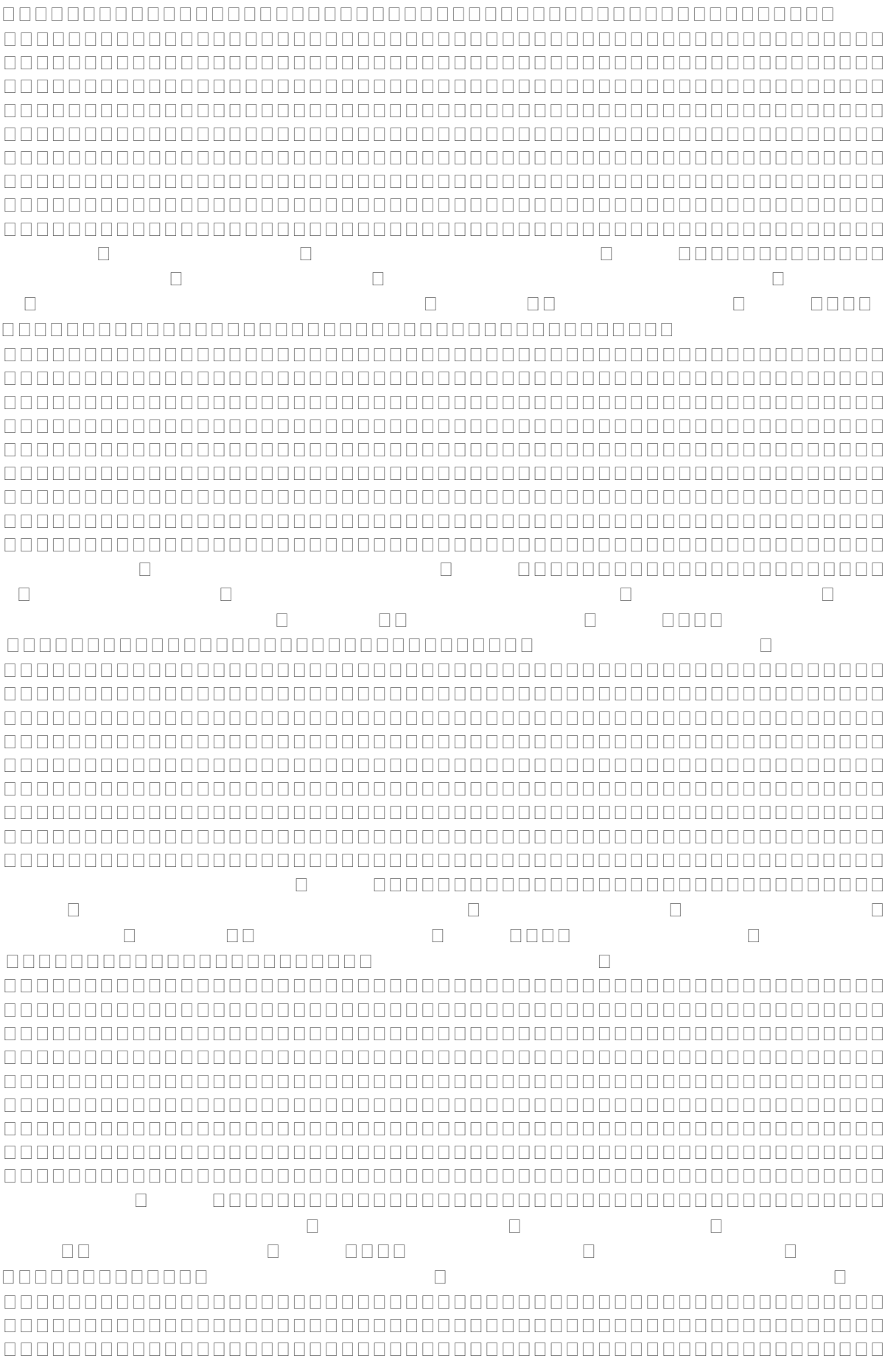


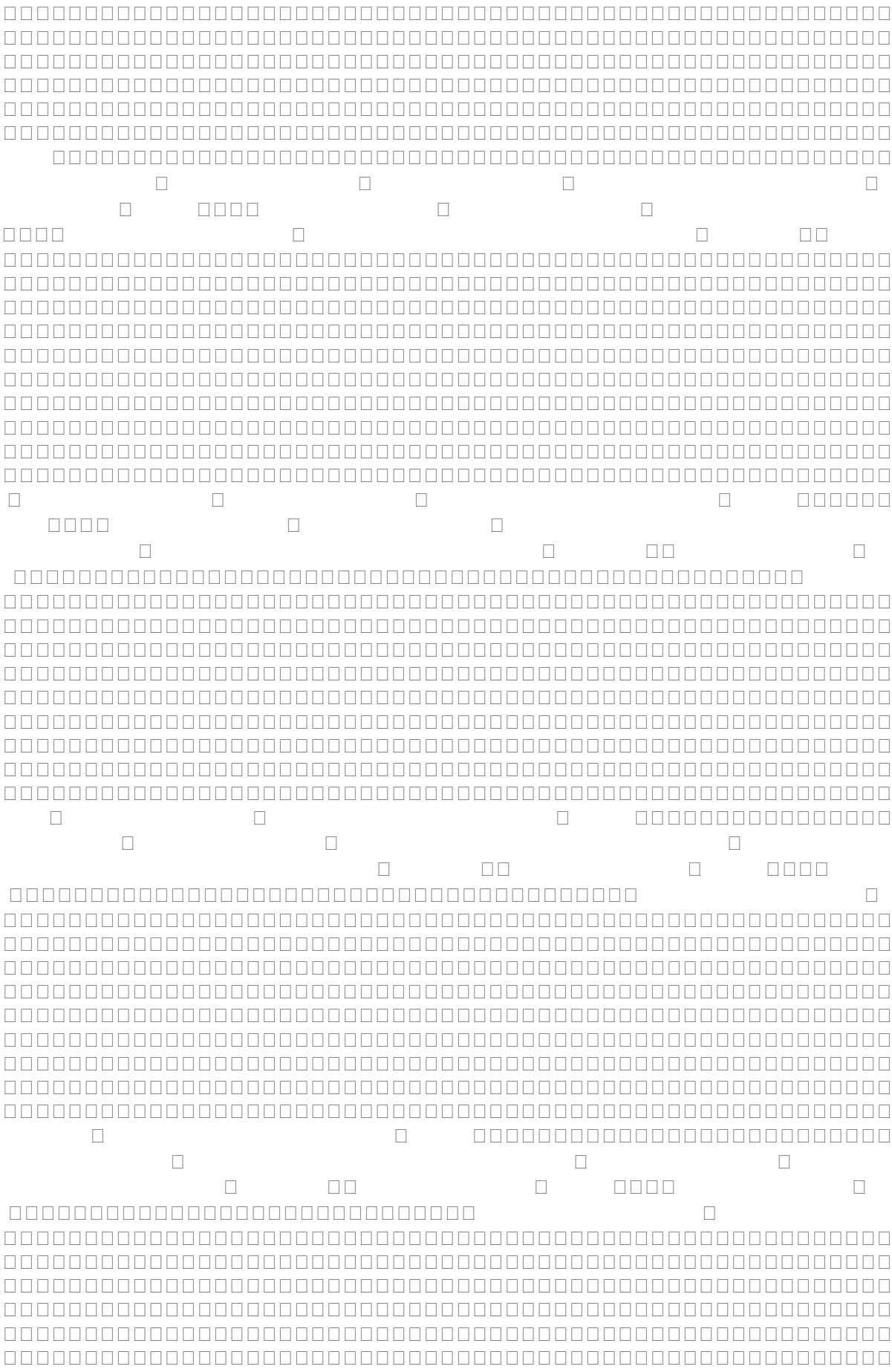
□ □ □□□□



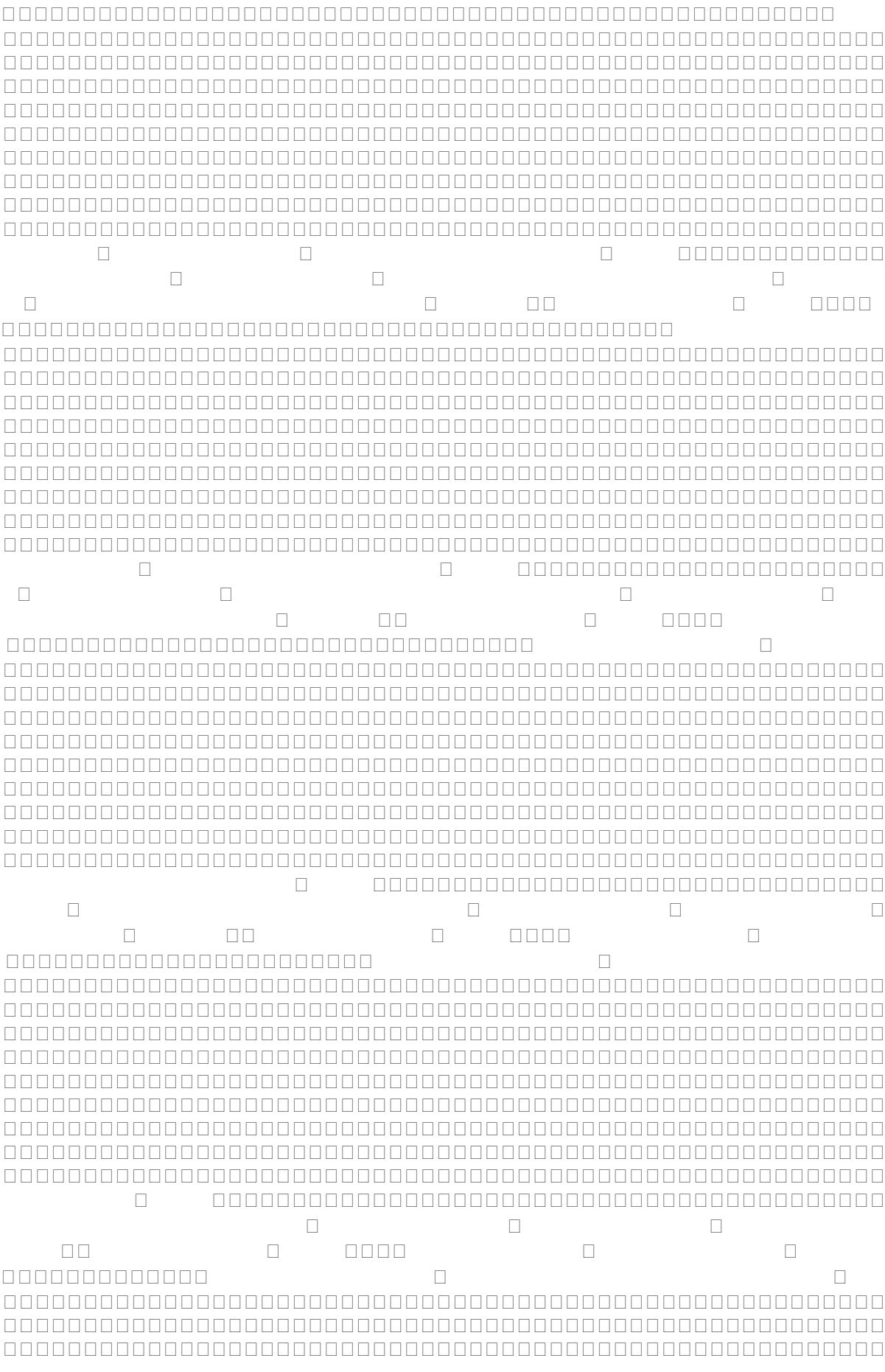


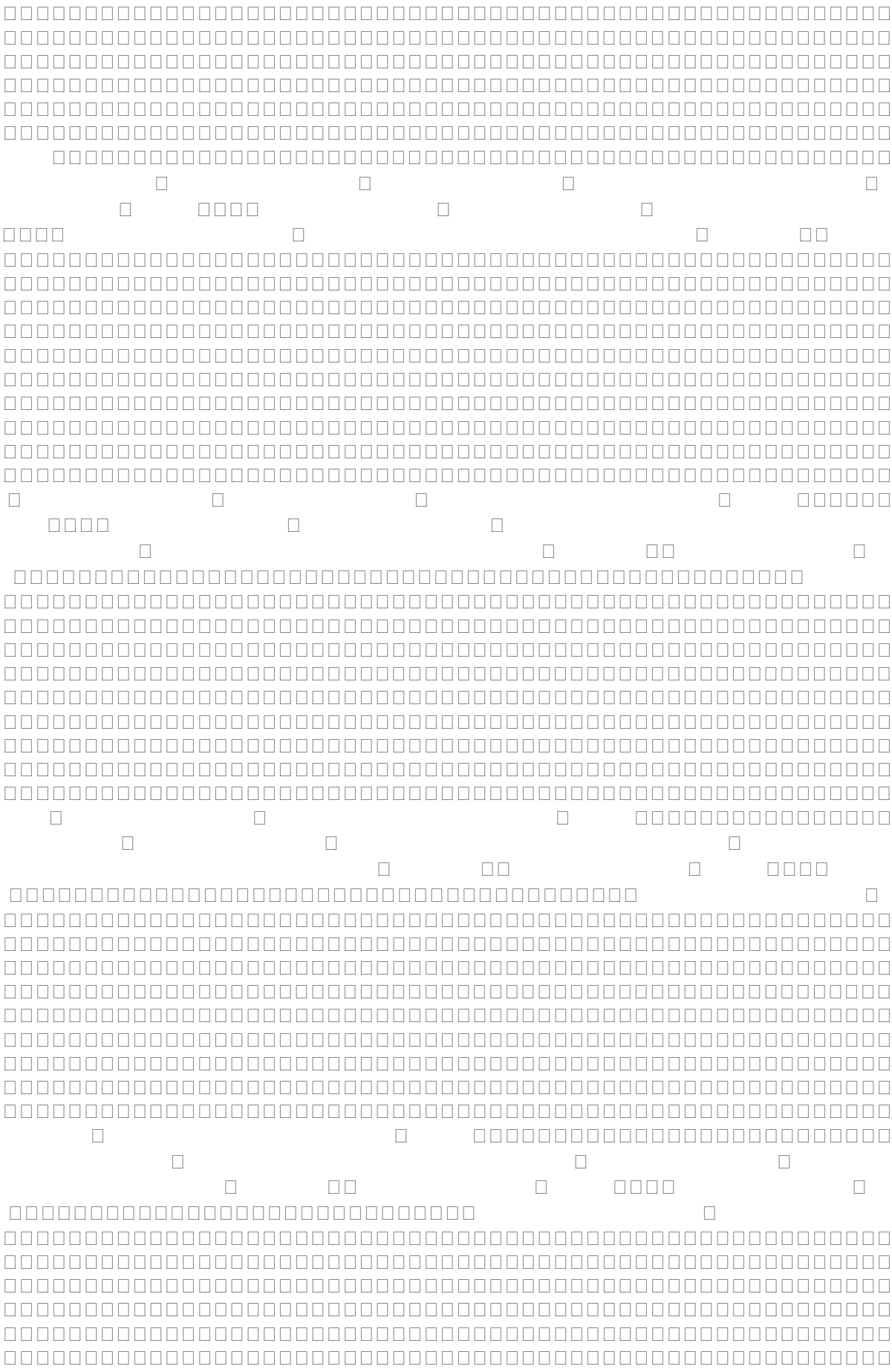
□ □ □□□□



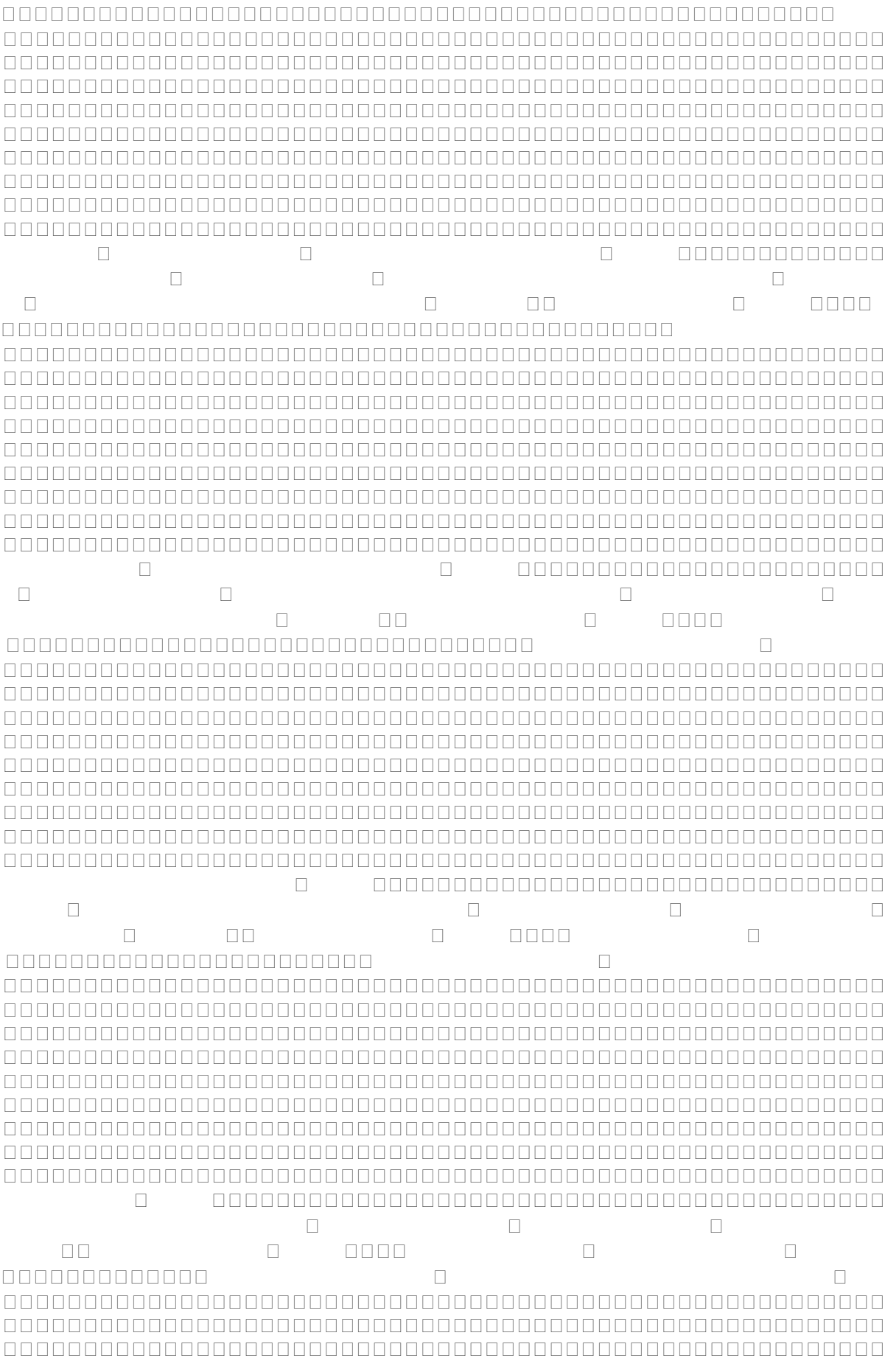


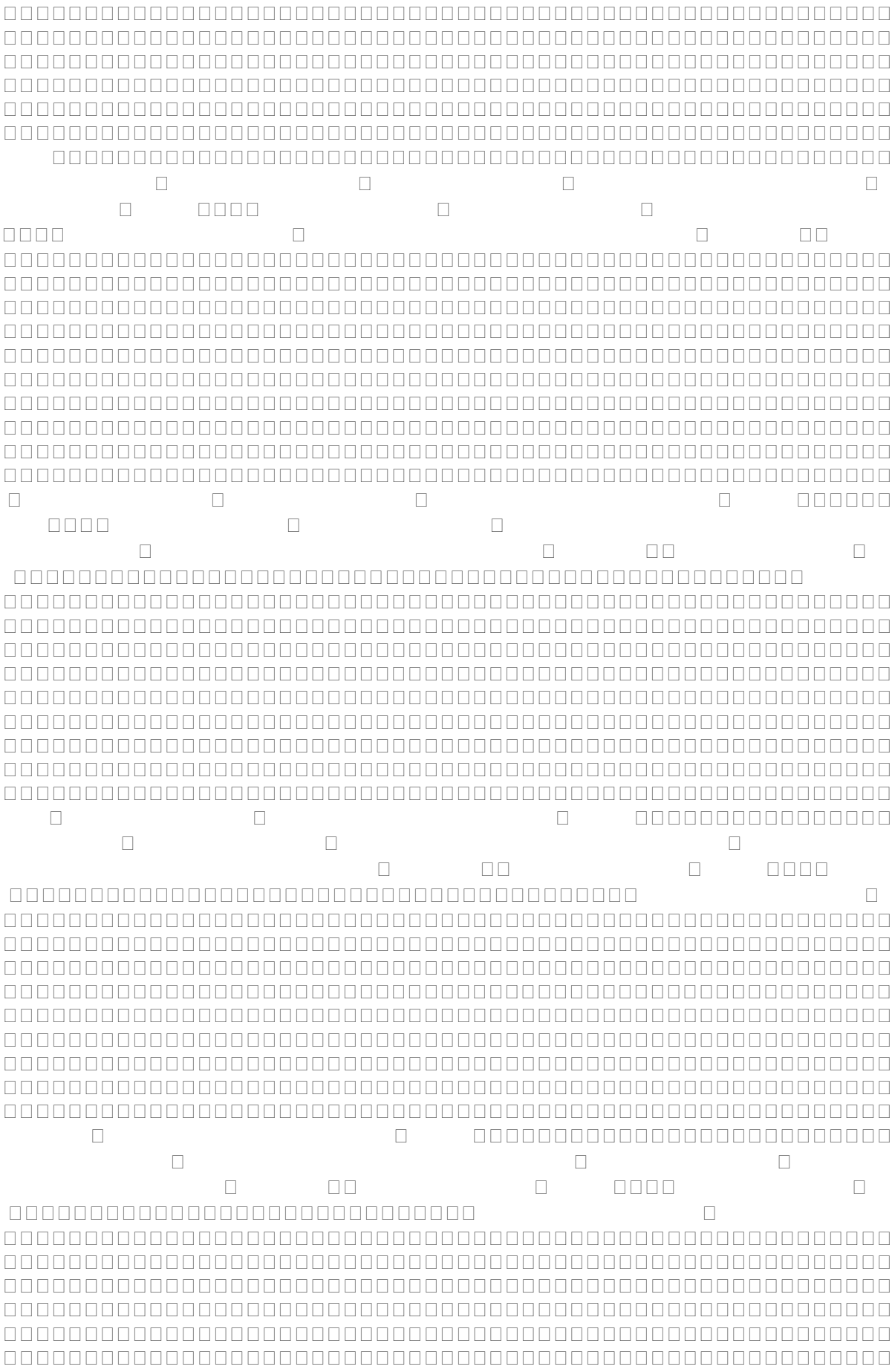
□ □ □□□□



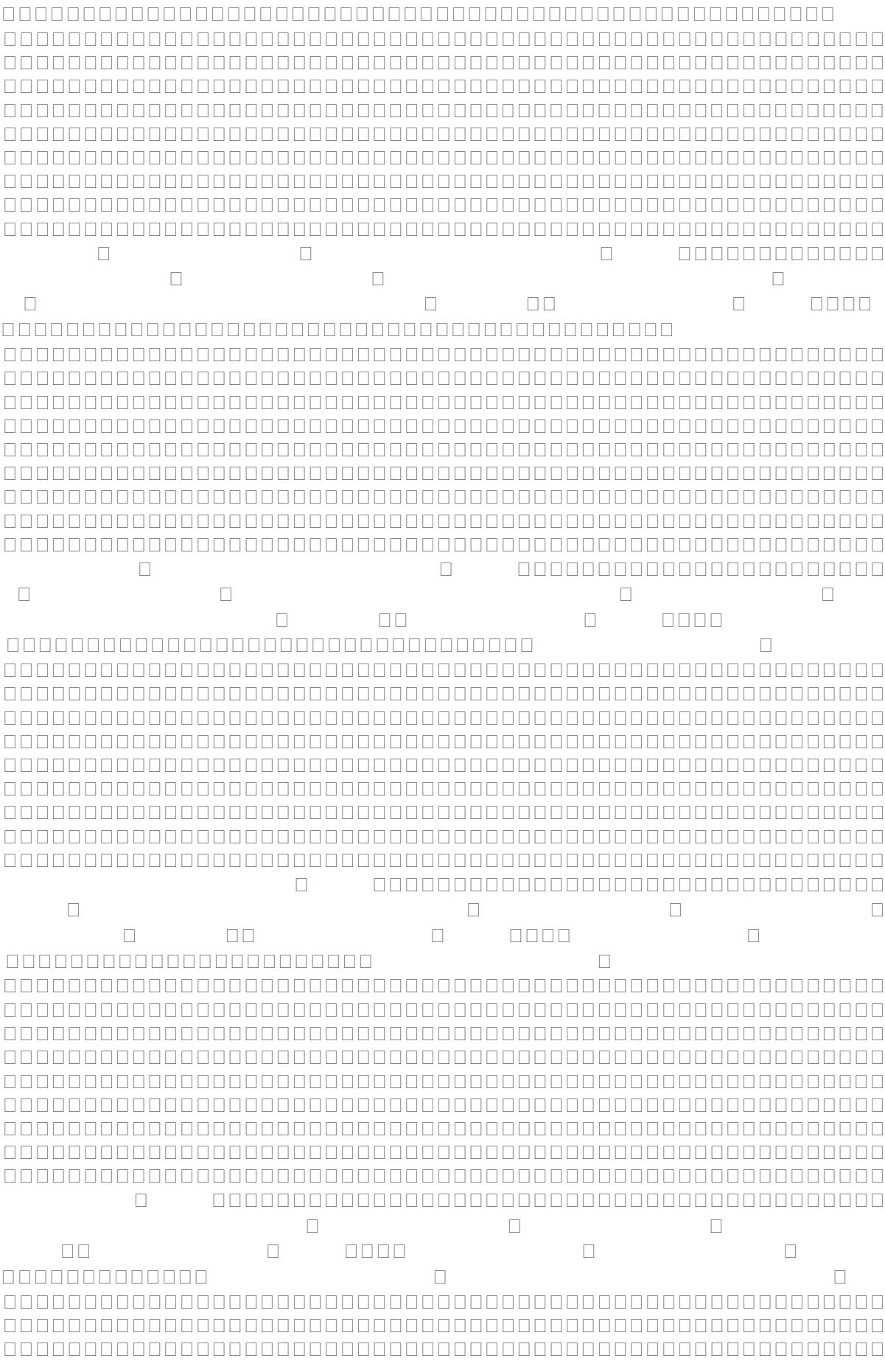


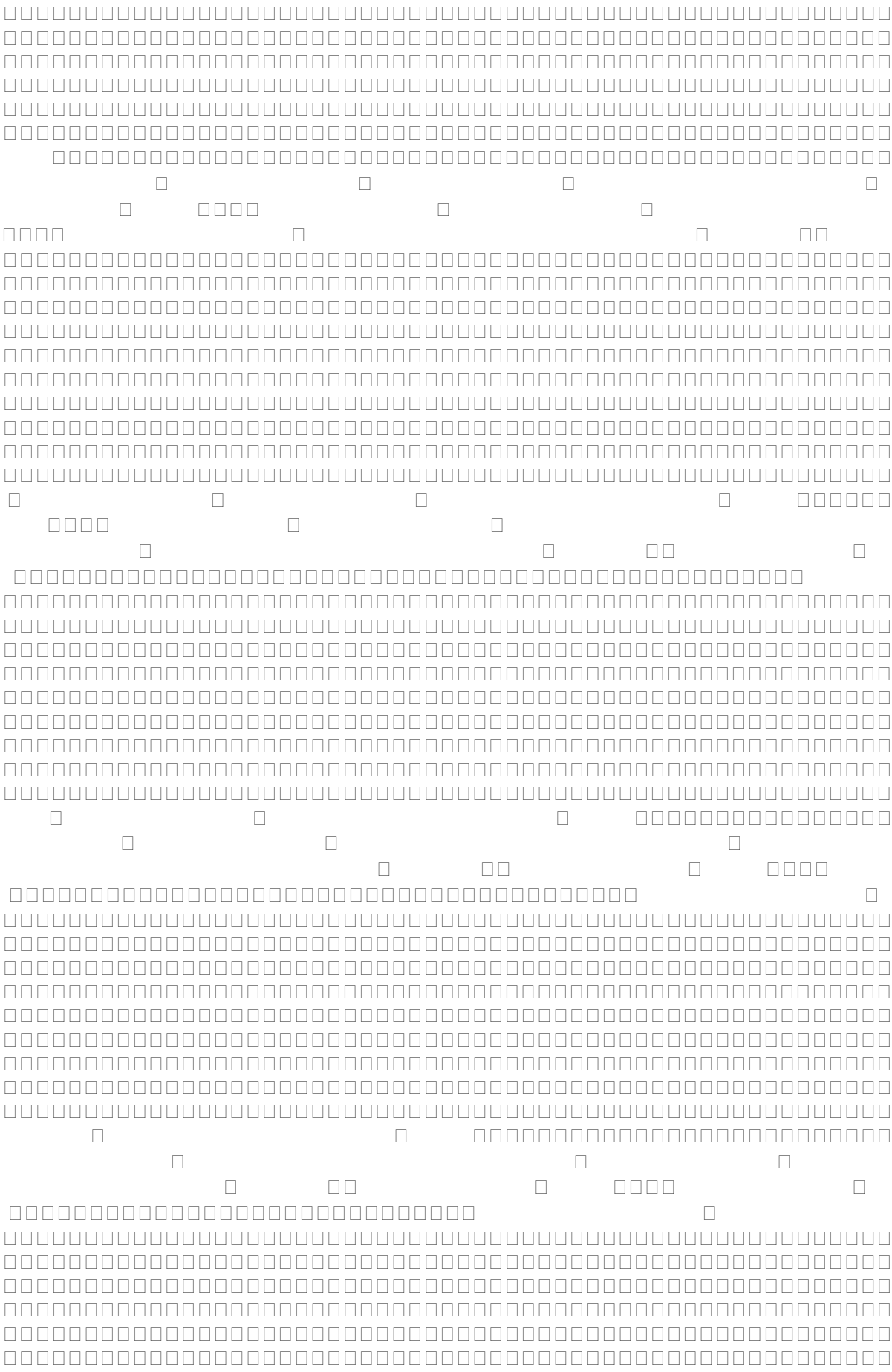
□ □ □□□□



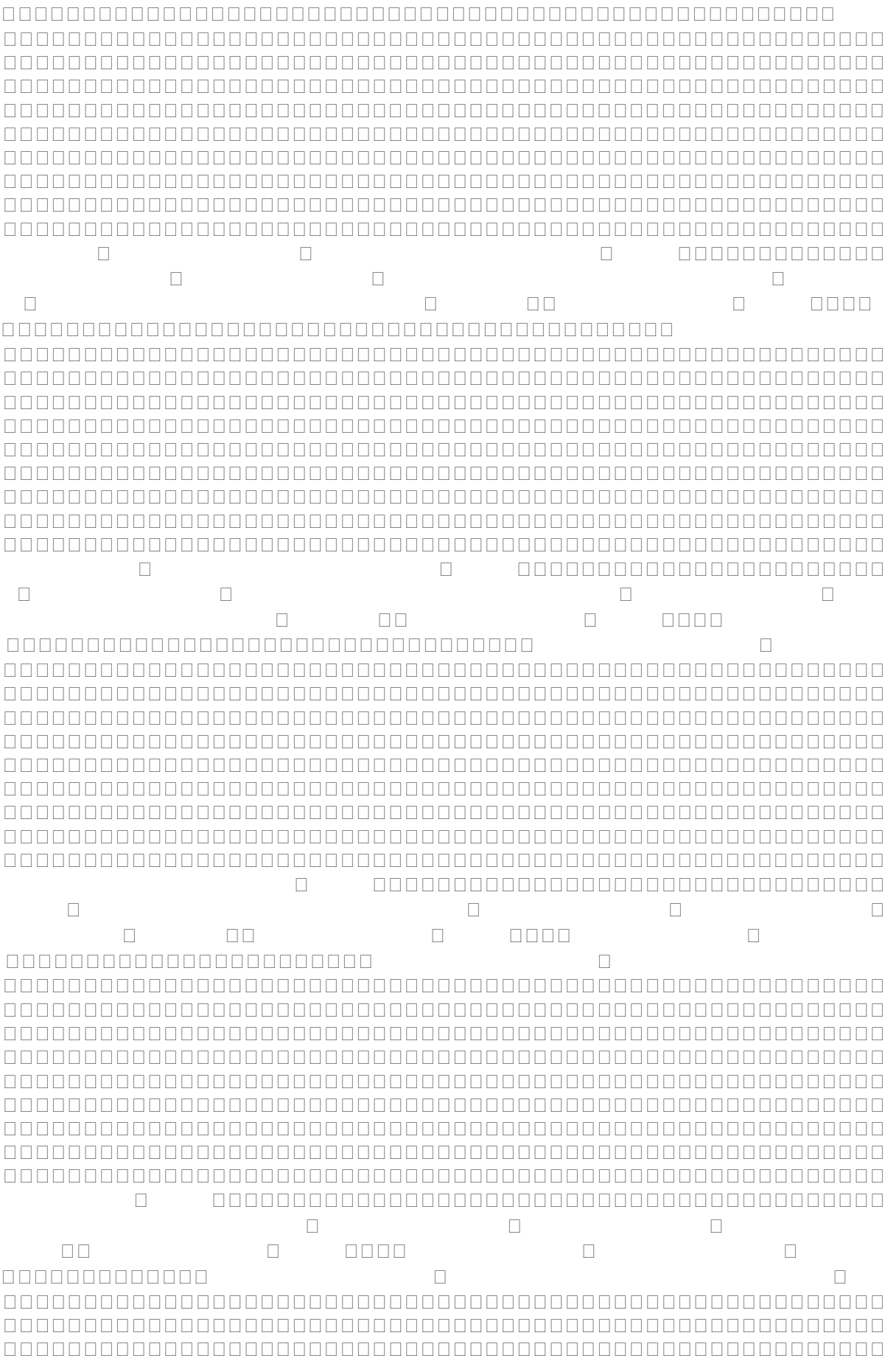


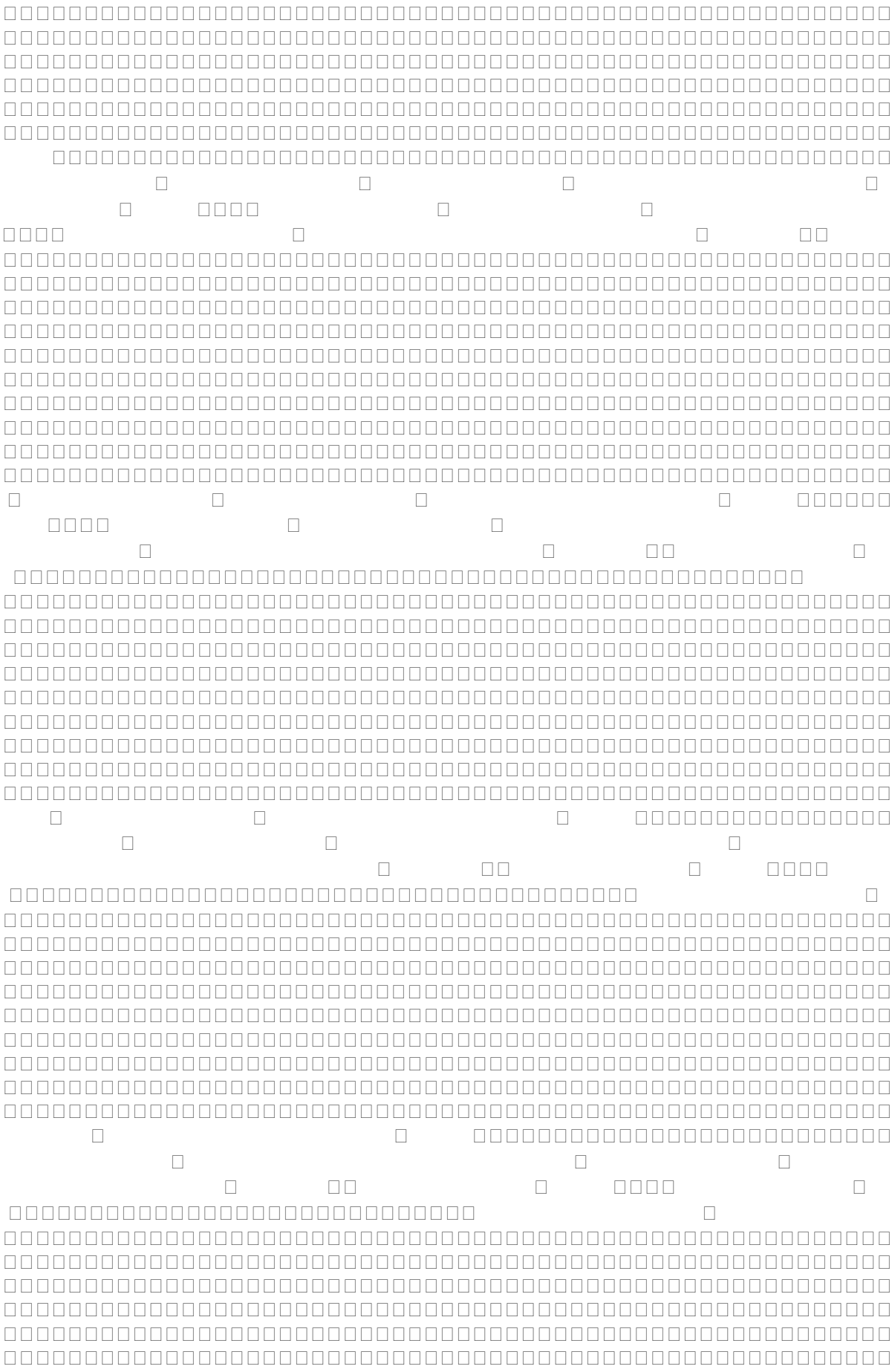
□ □ □□□□



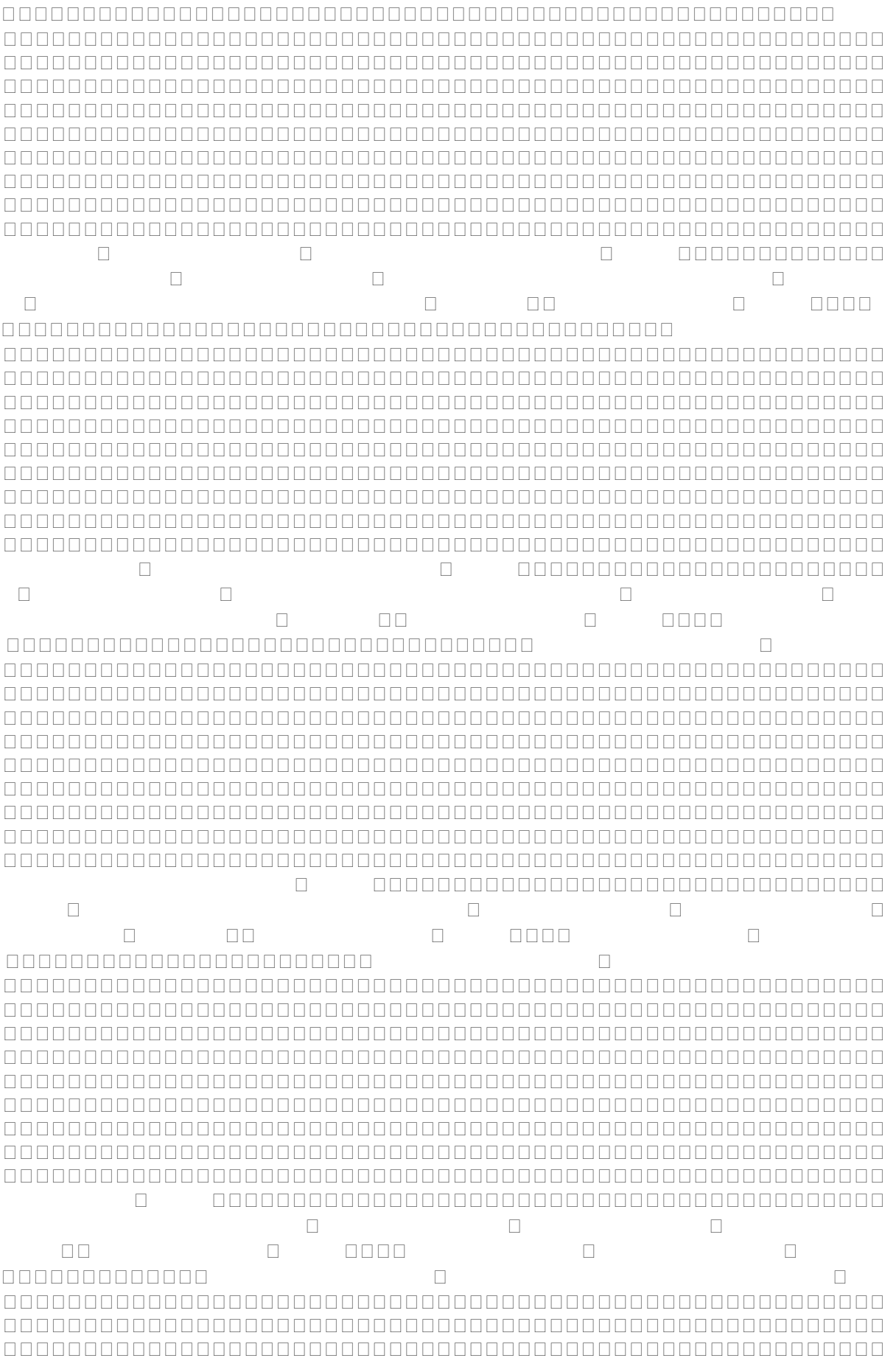


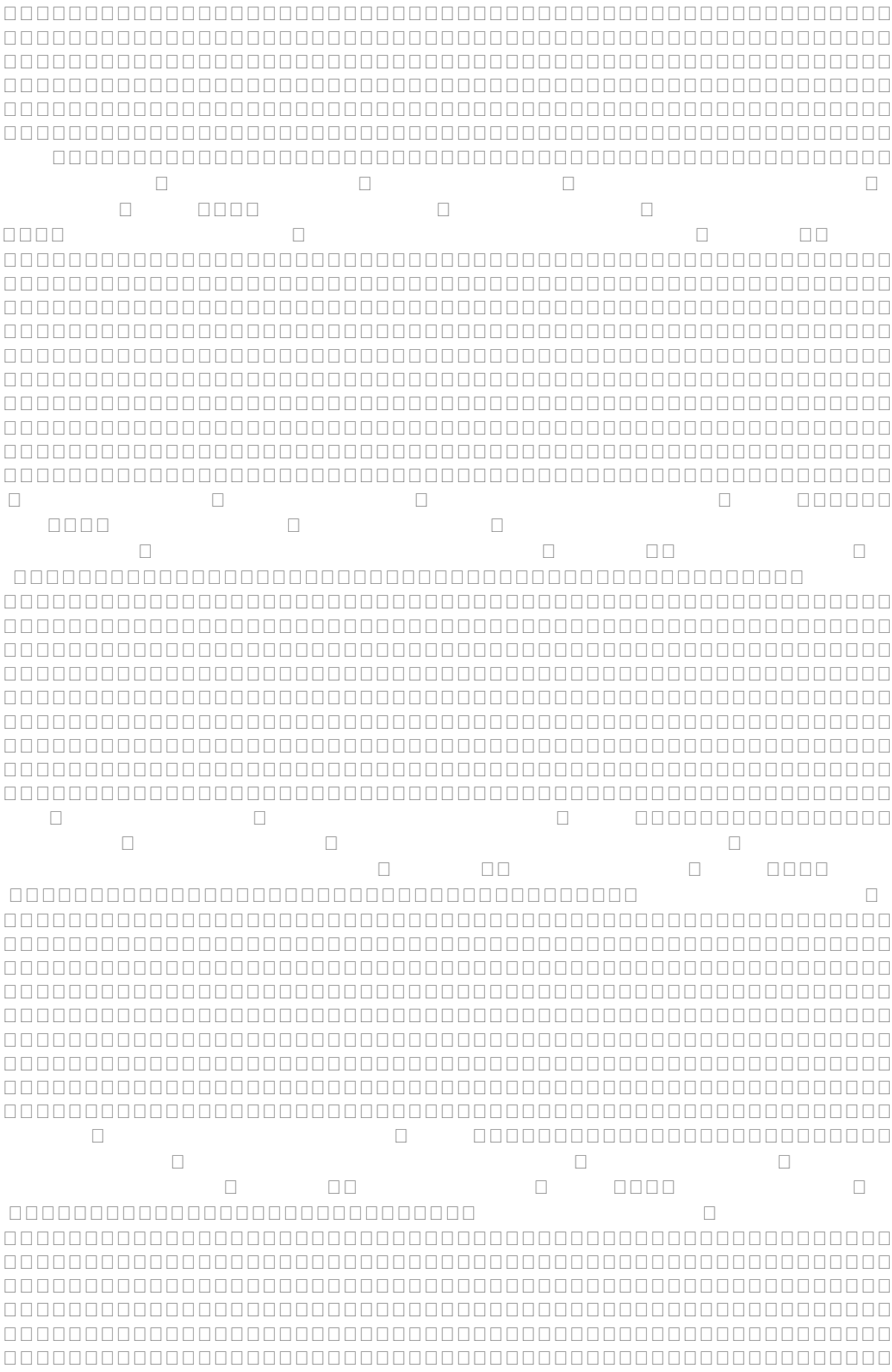
□ □ □□□□



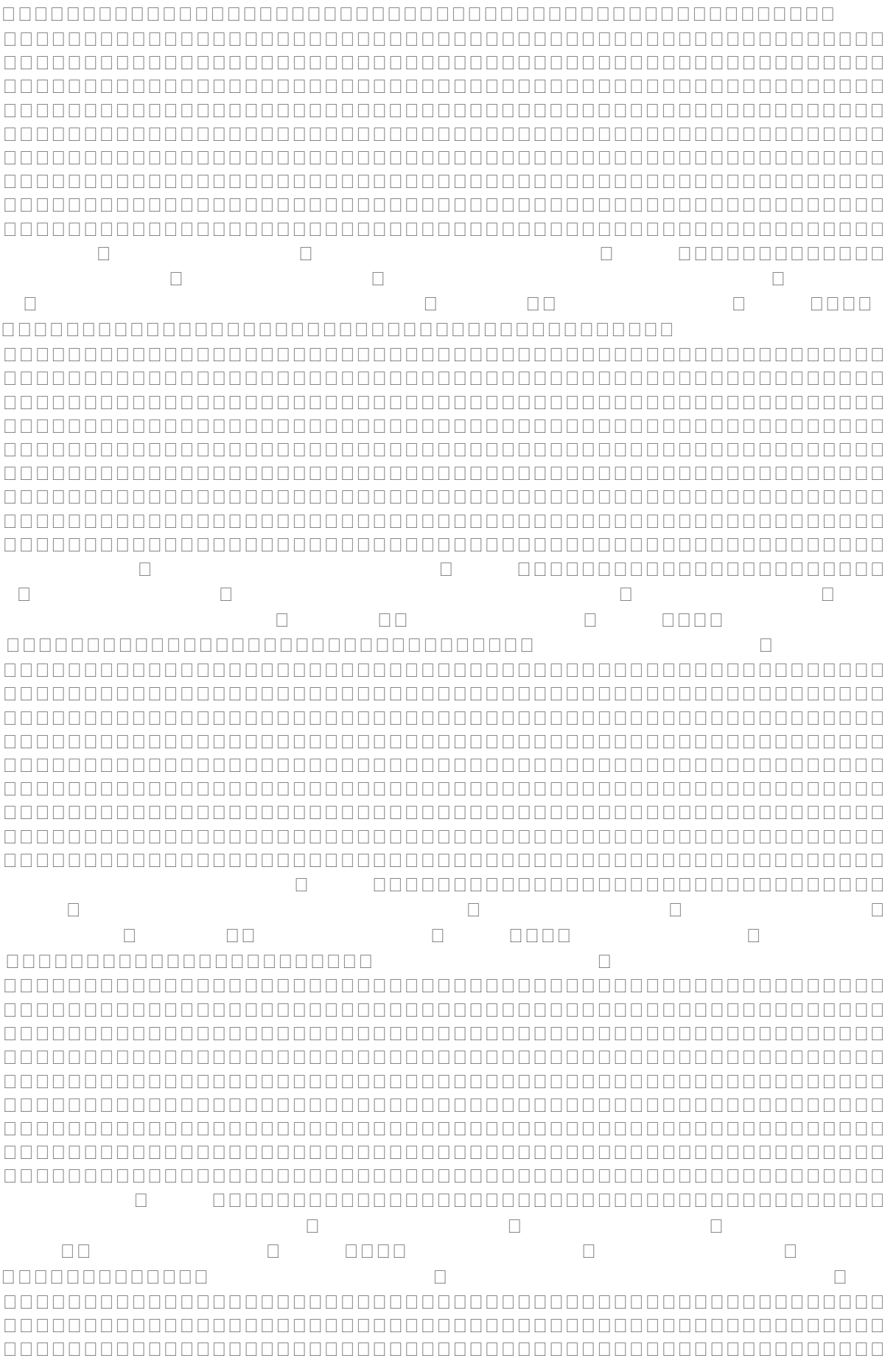


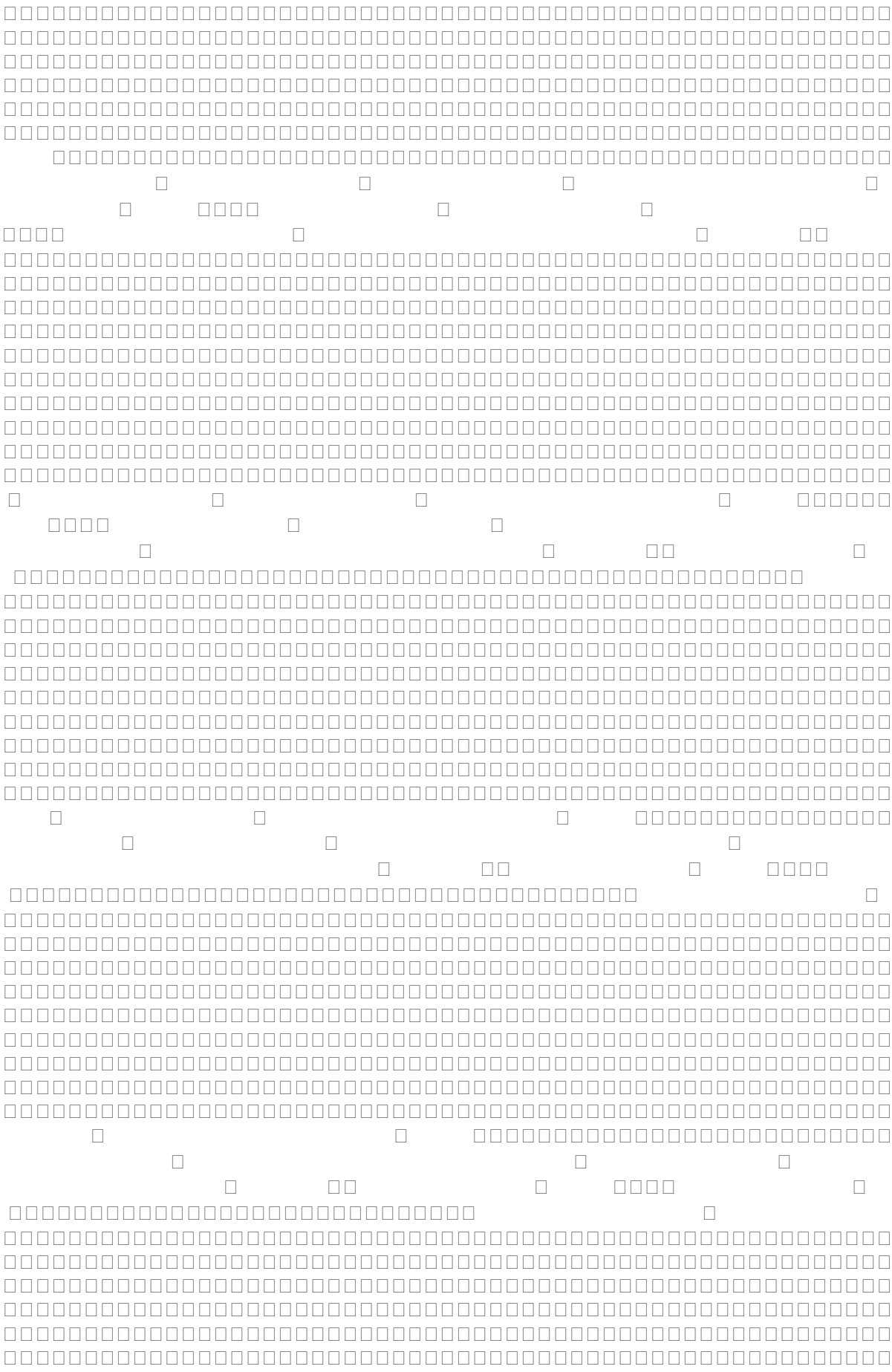
□ □ □□□□



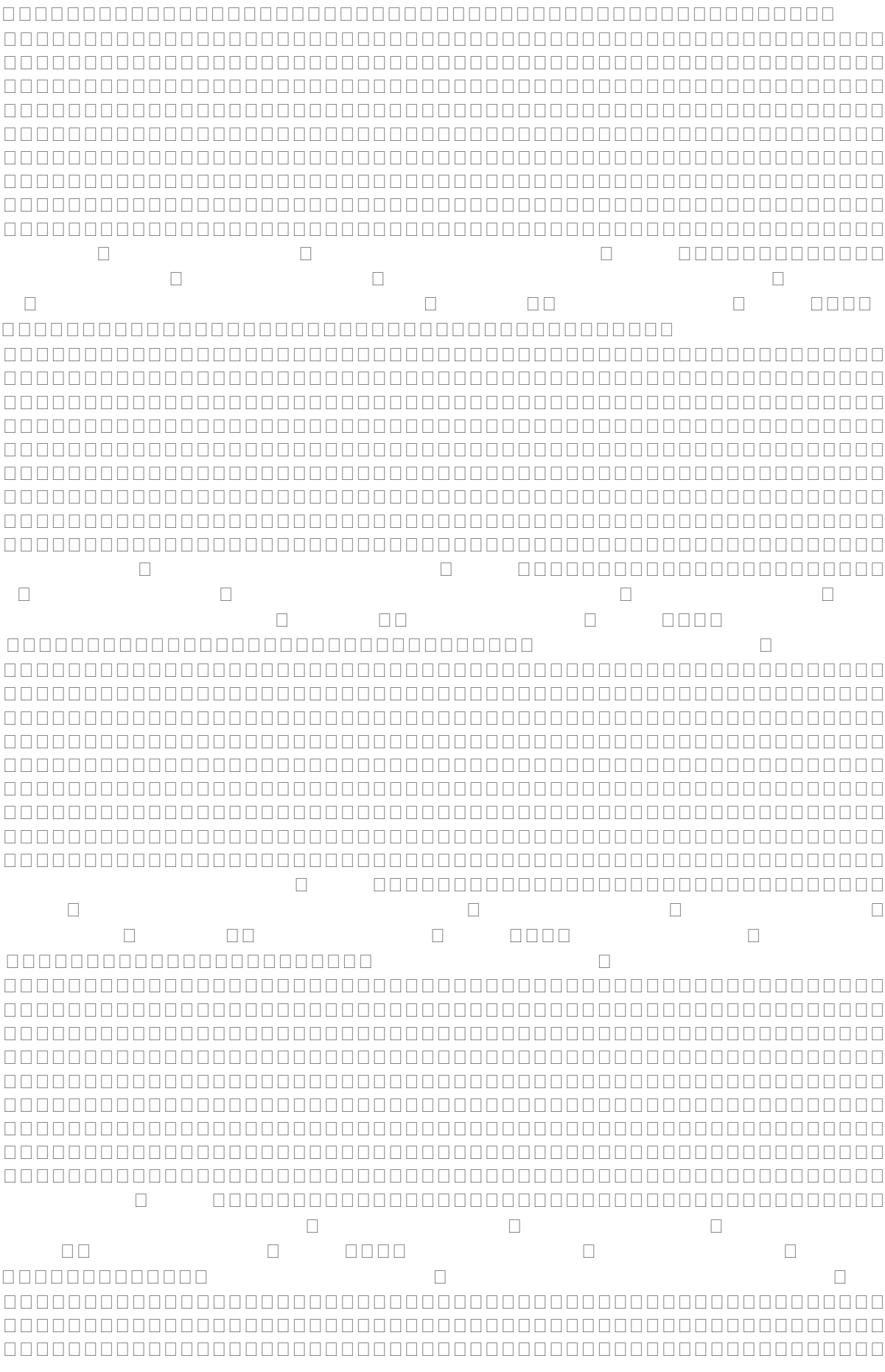


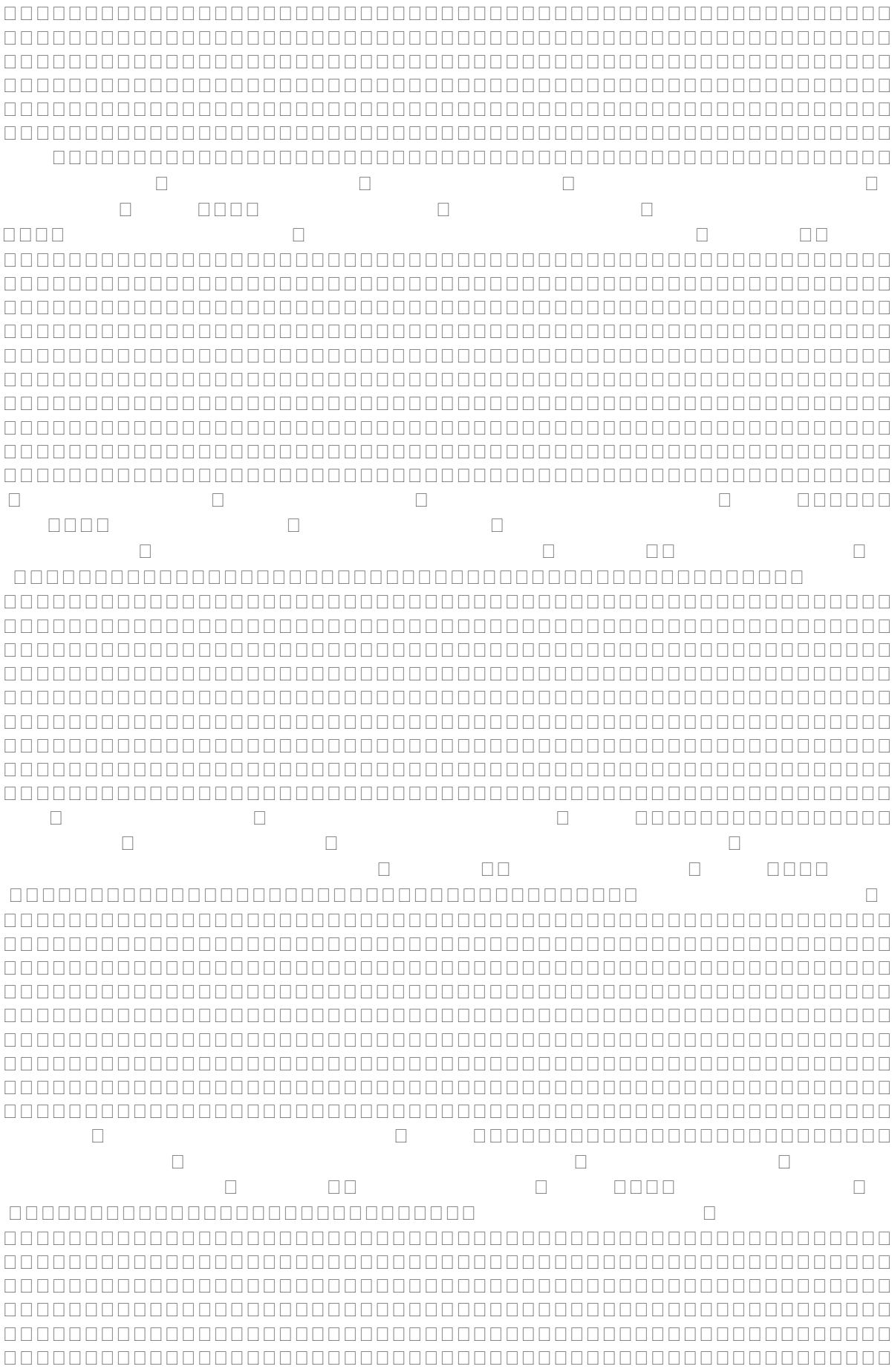
□ □ □□□□



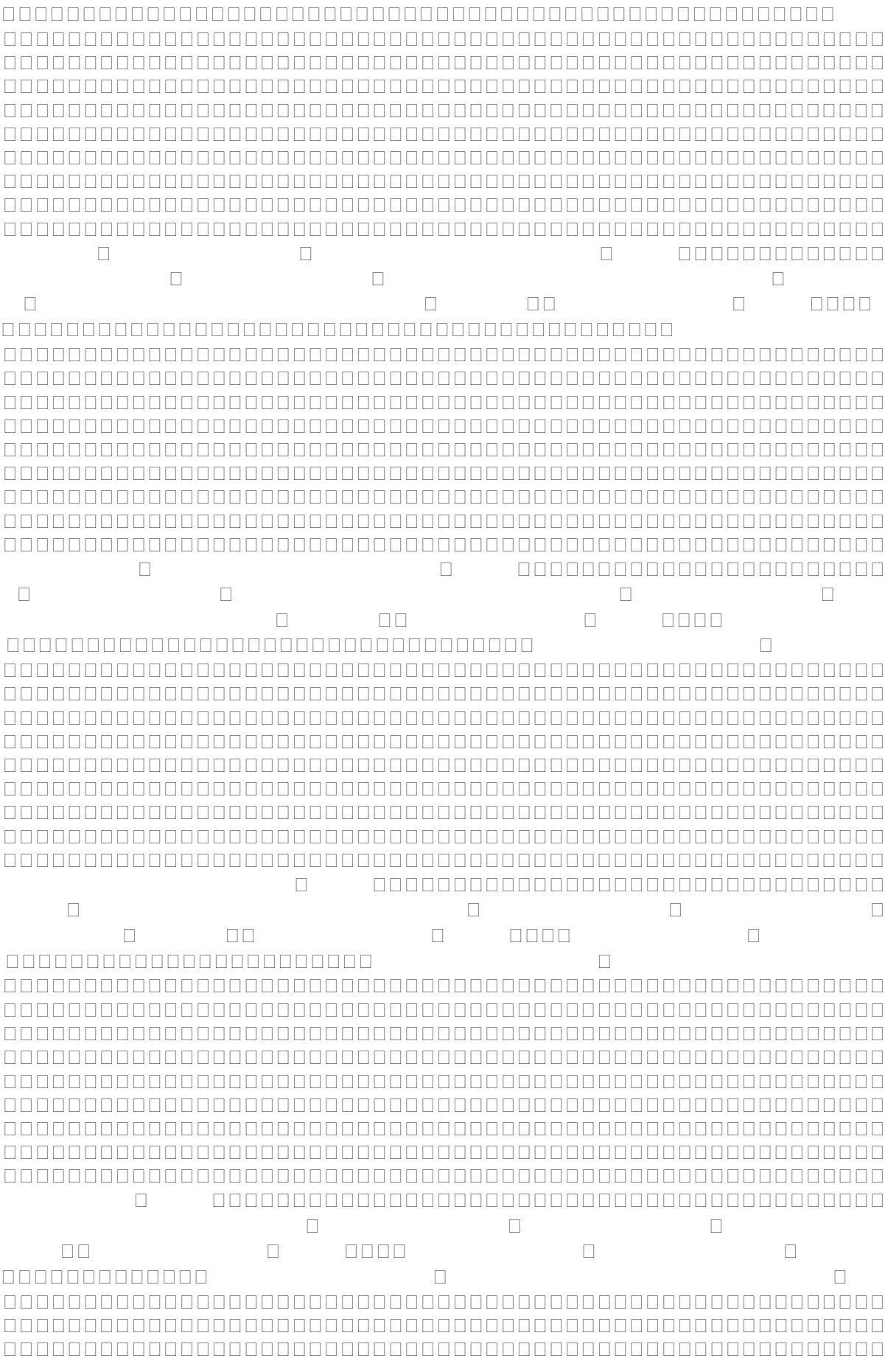


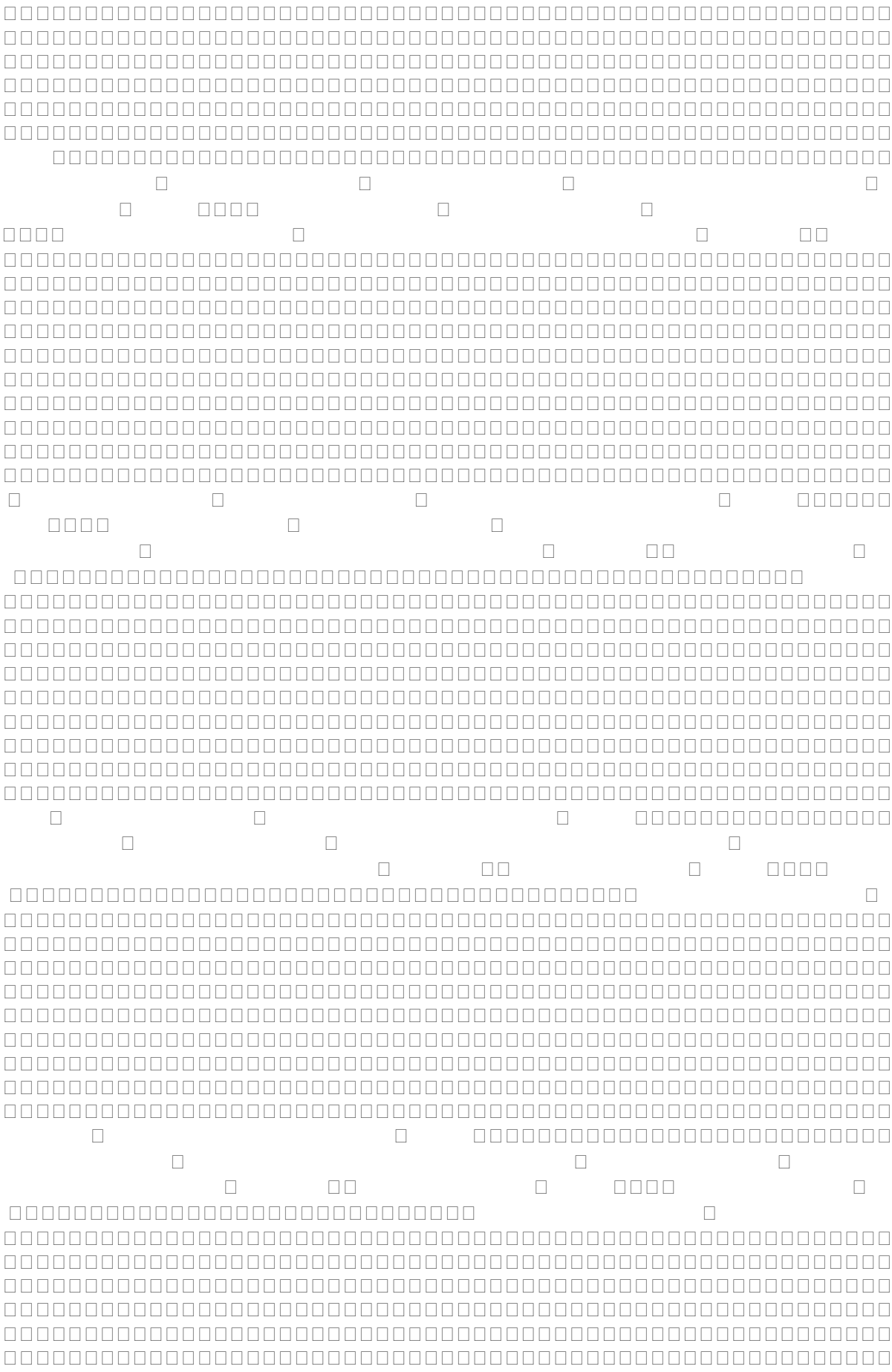
□ □ □□□□



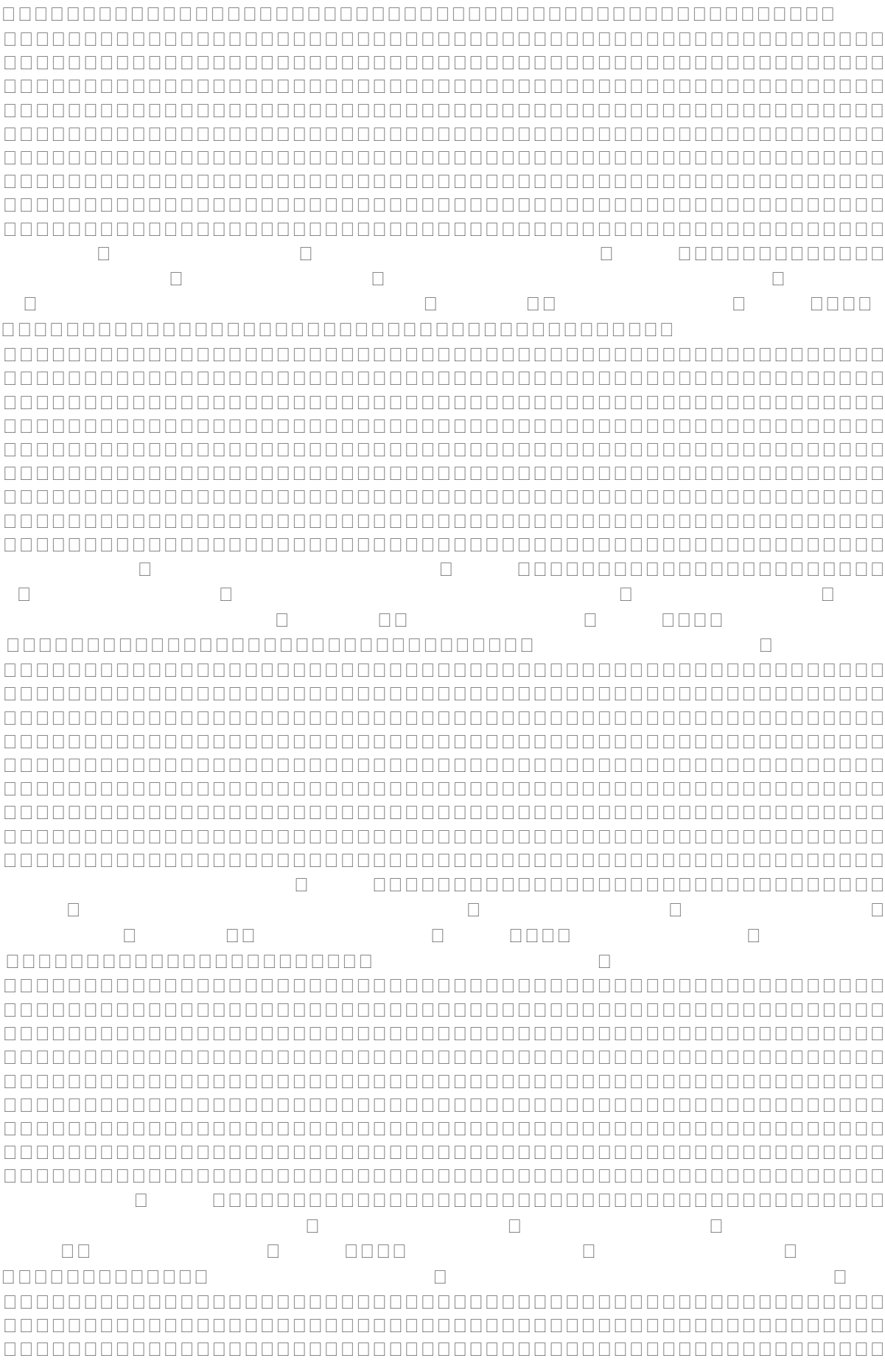


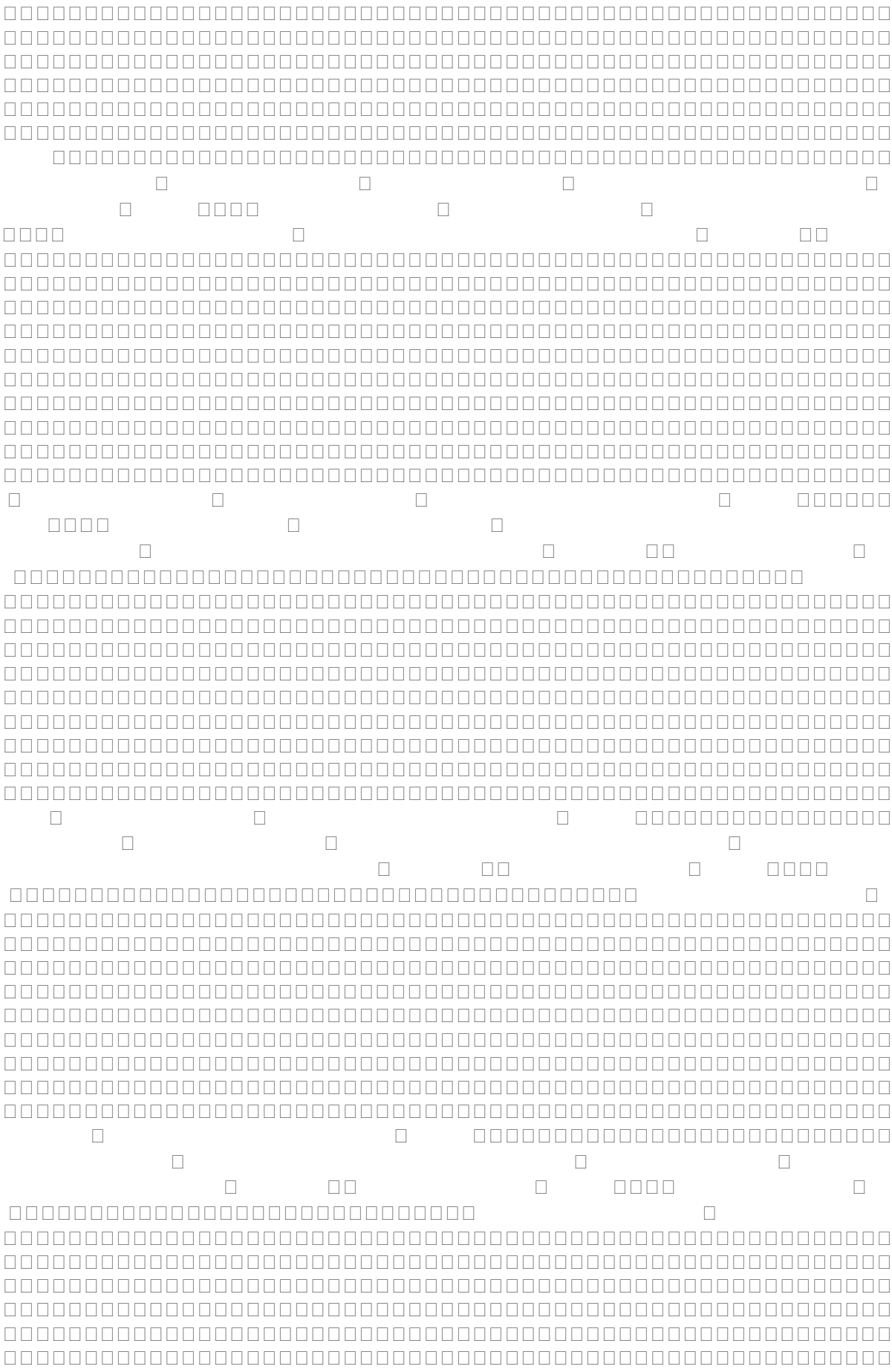
□ □ □□□□



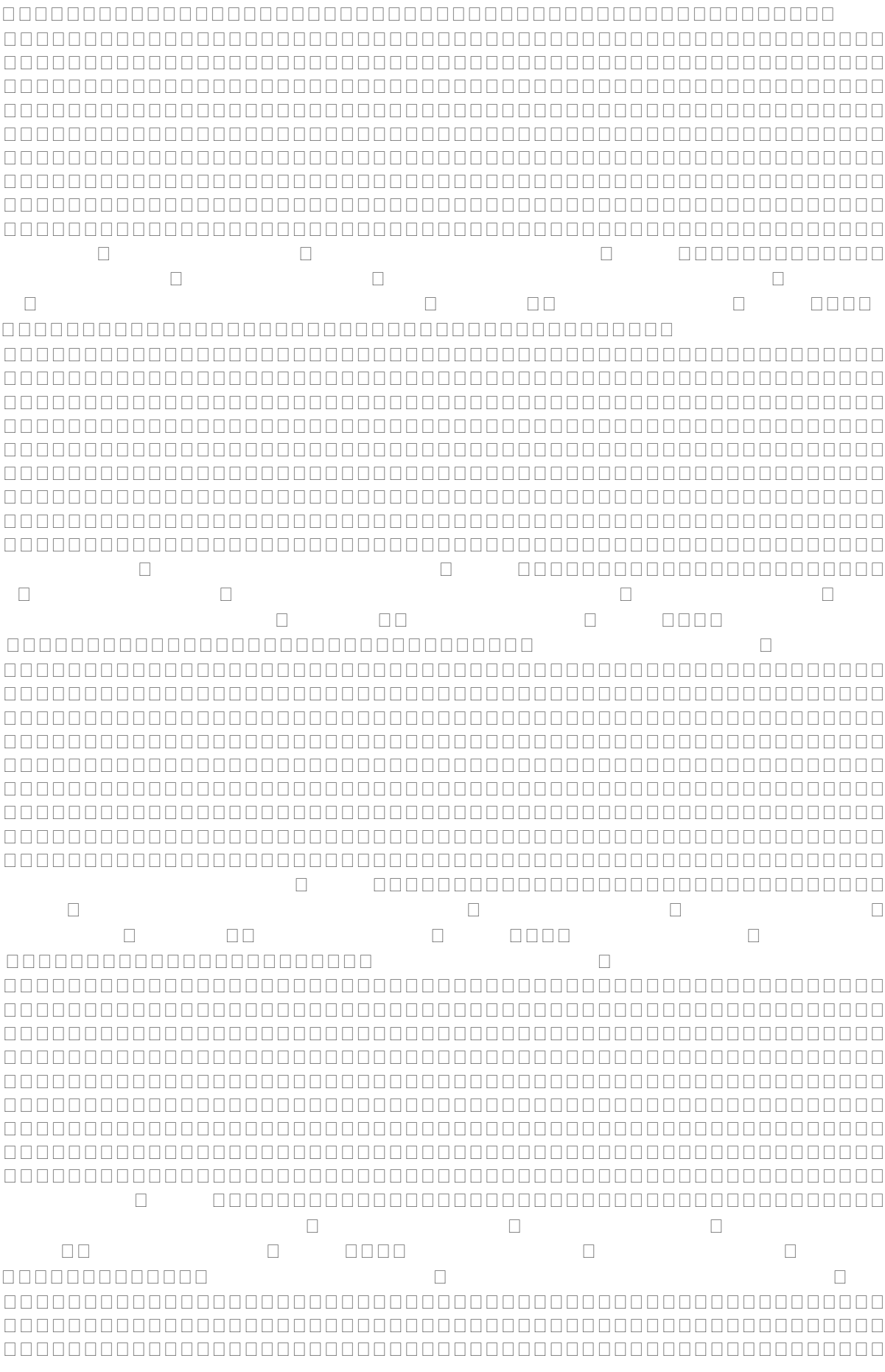


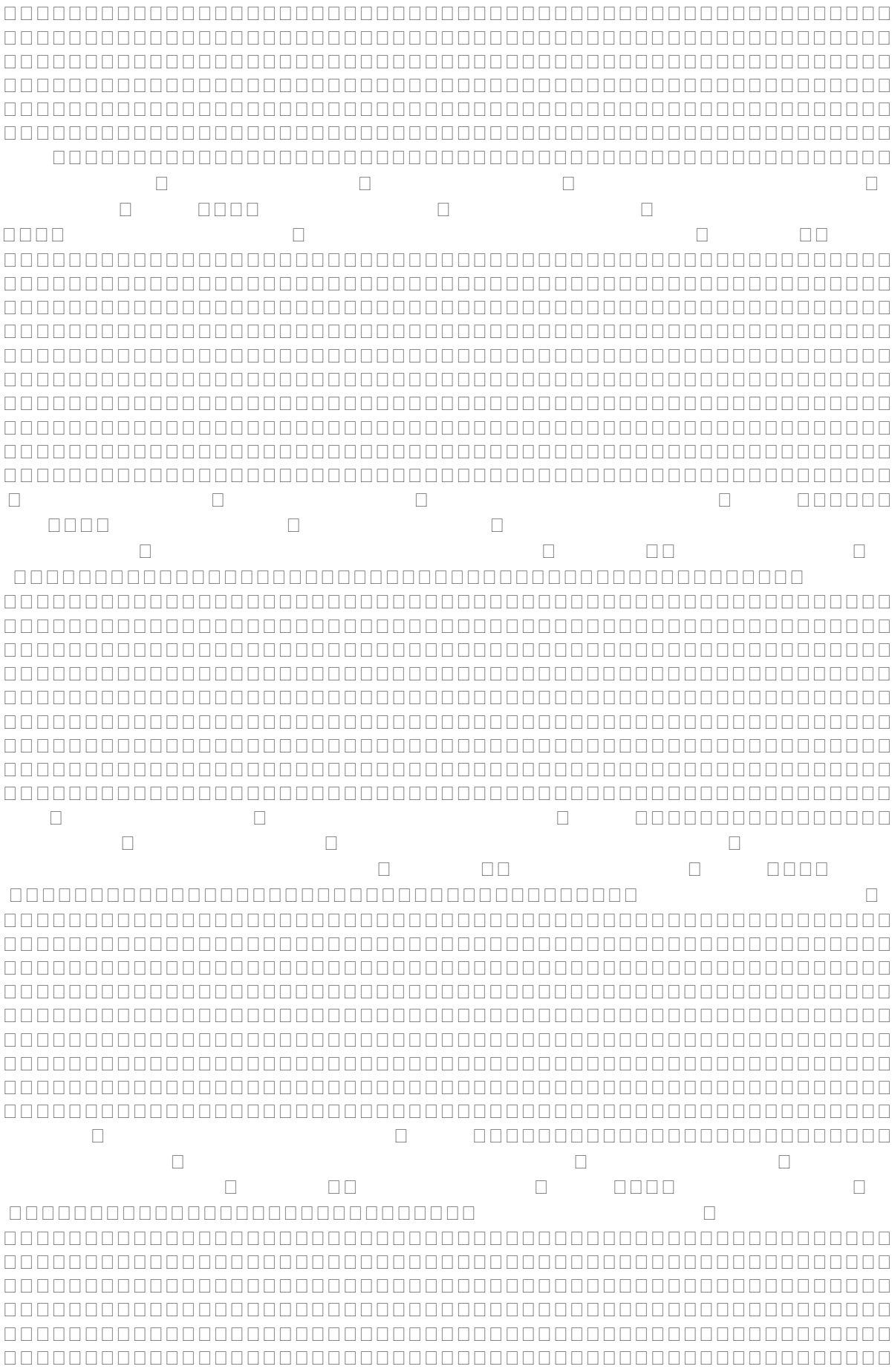
□ □ □□□□



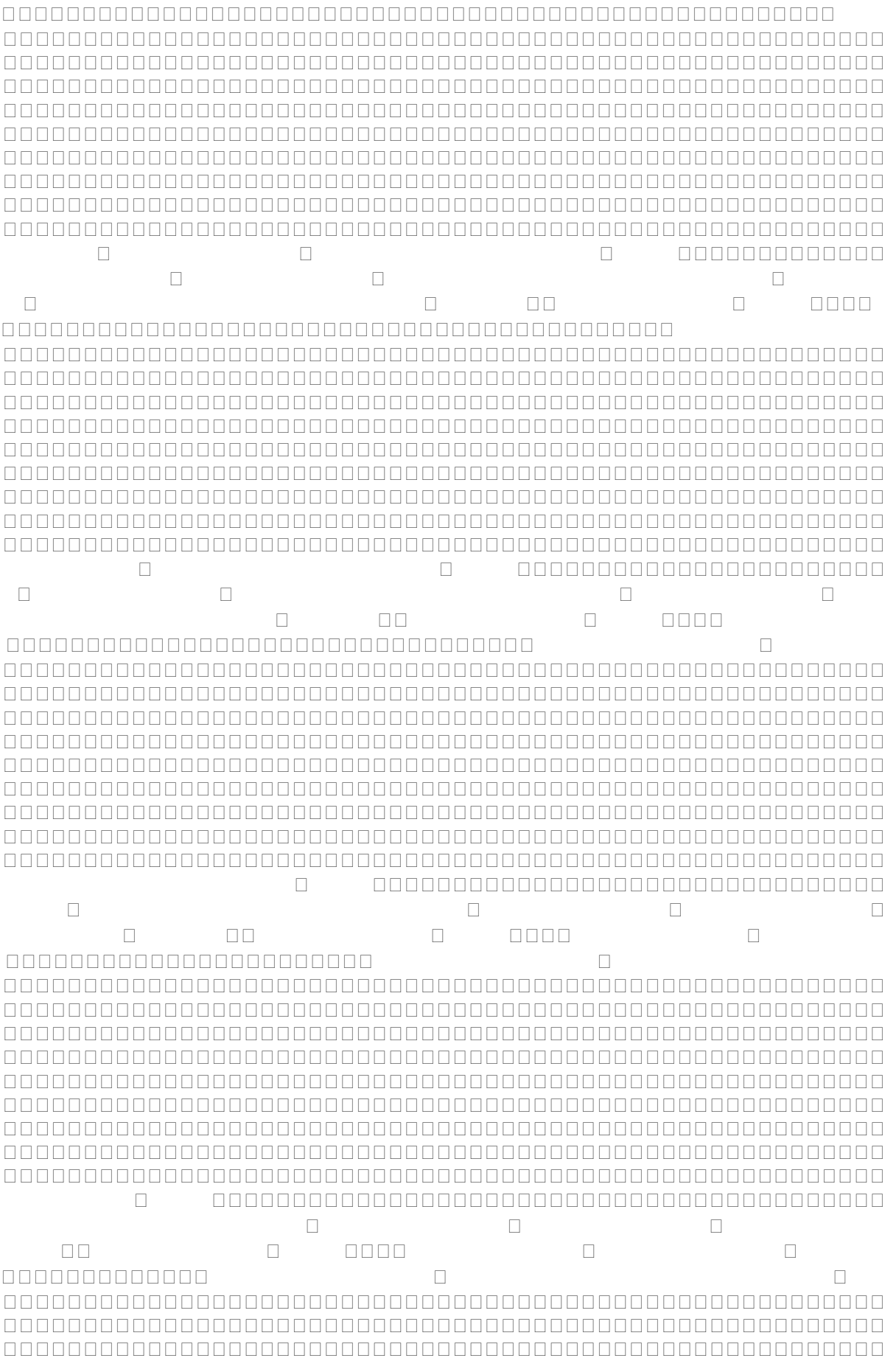


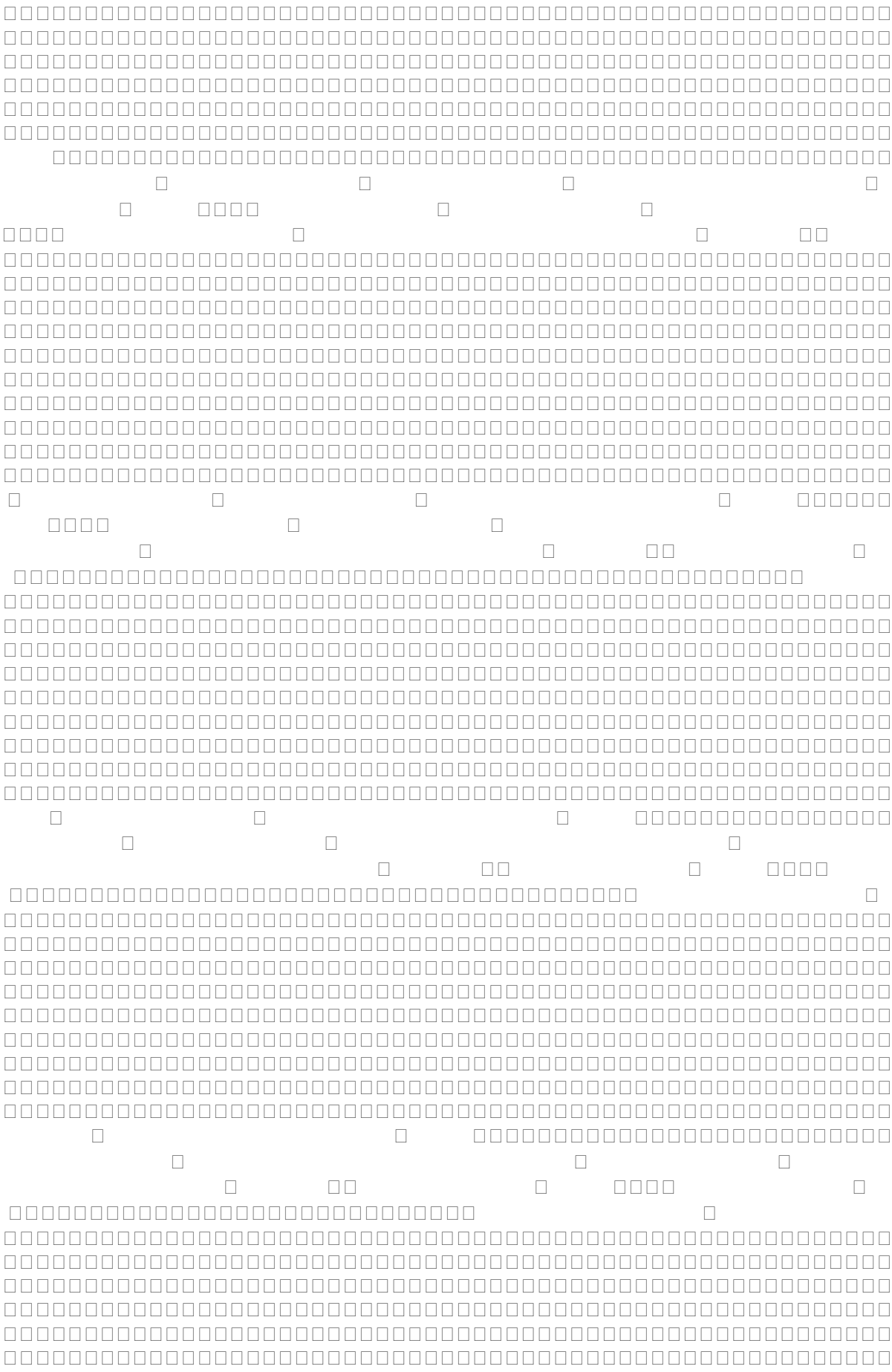
□ □ □□□□



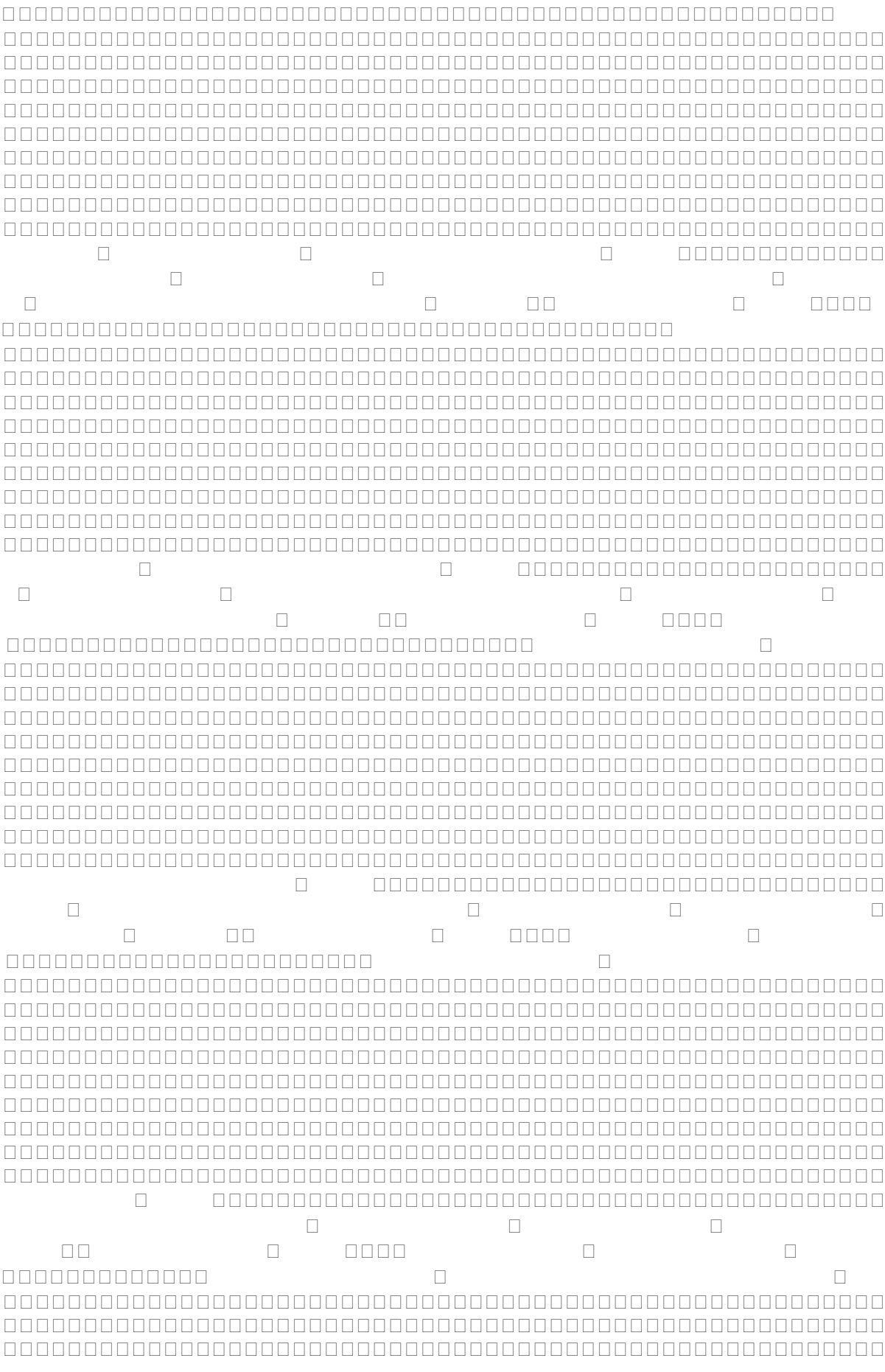


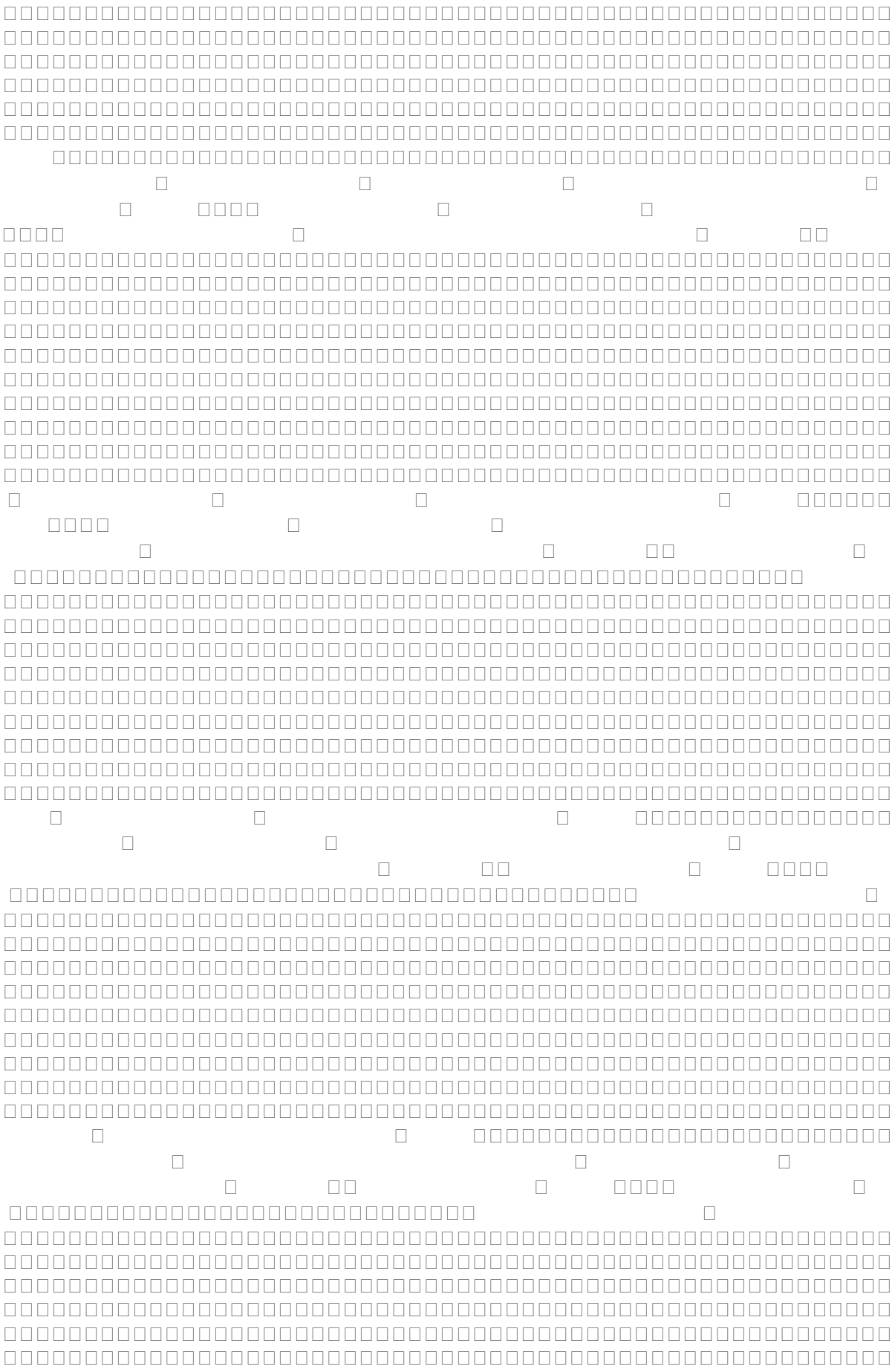
□ □ □□□□



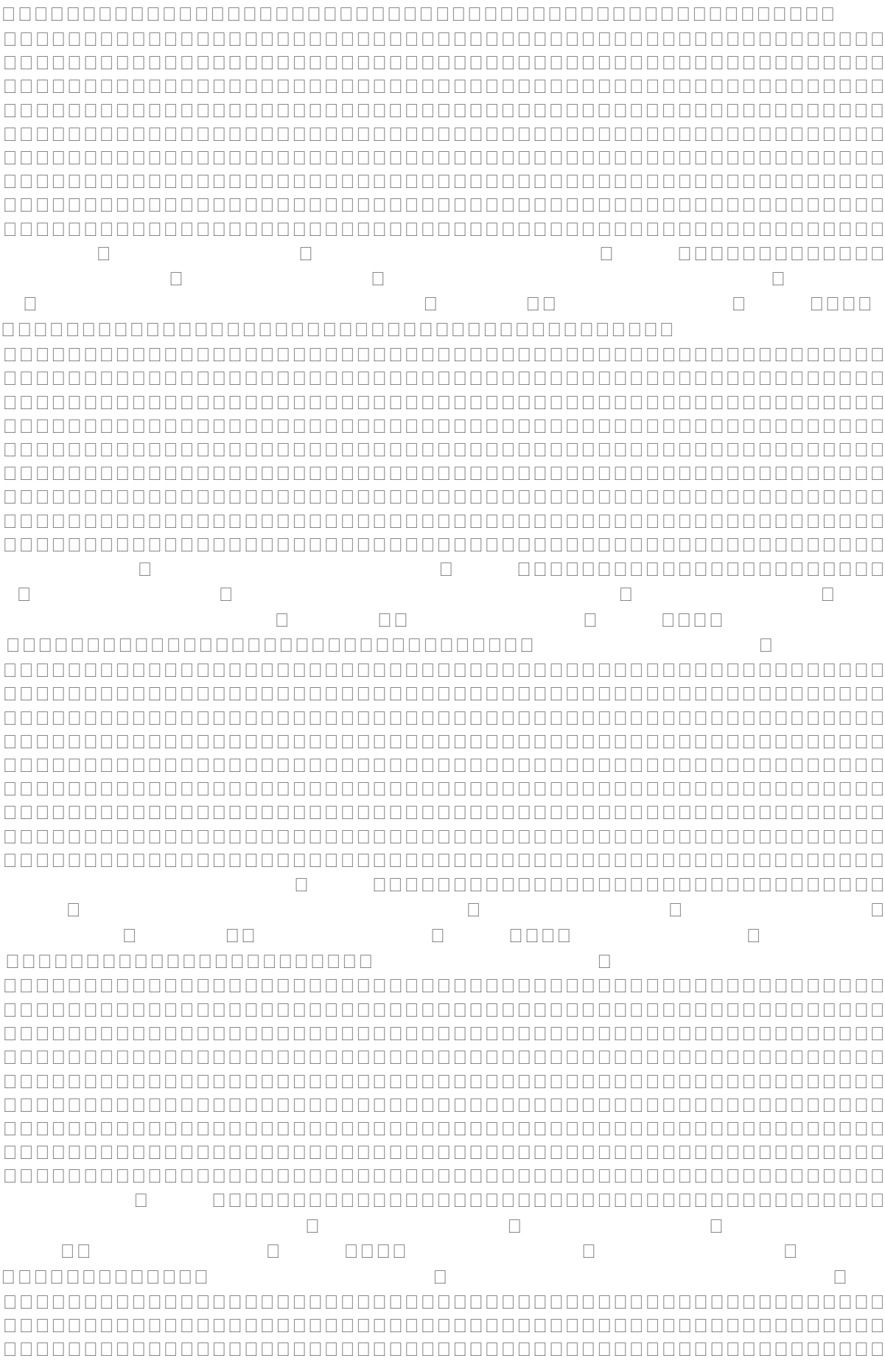


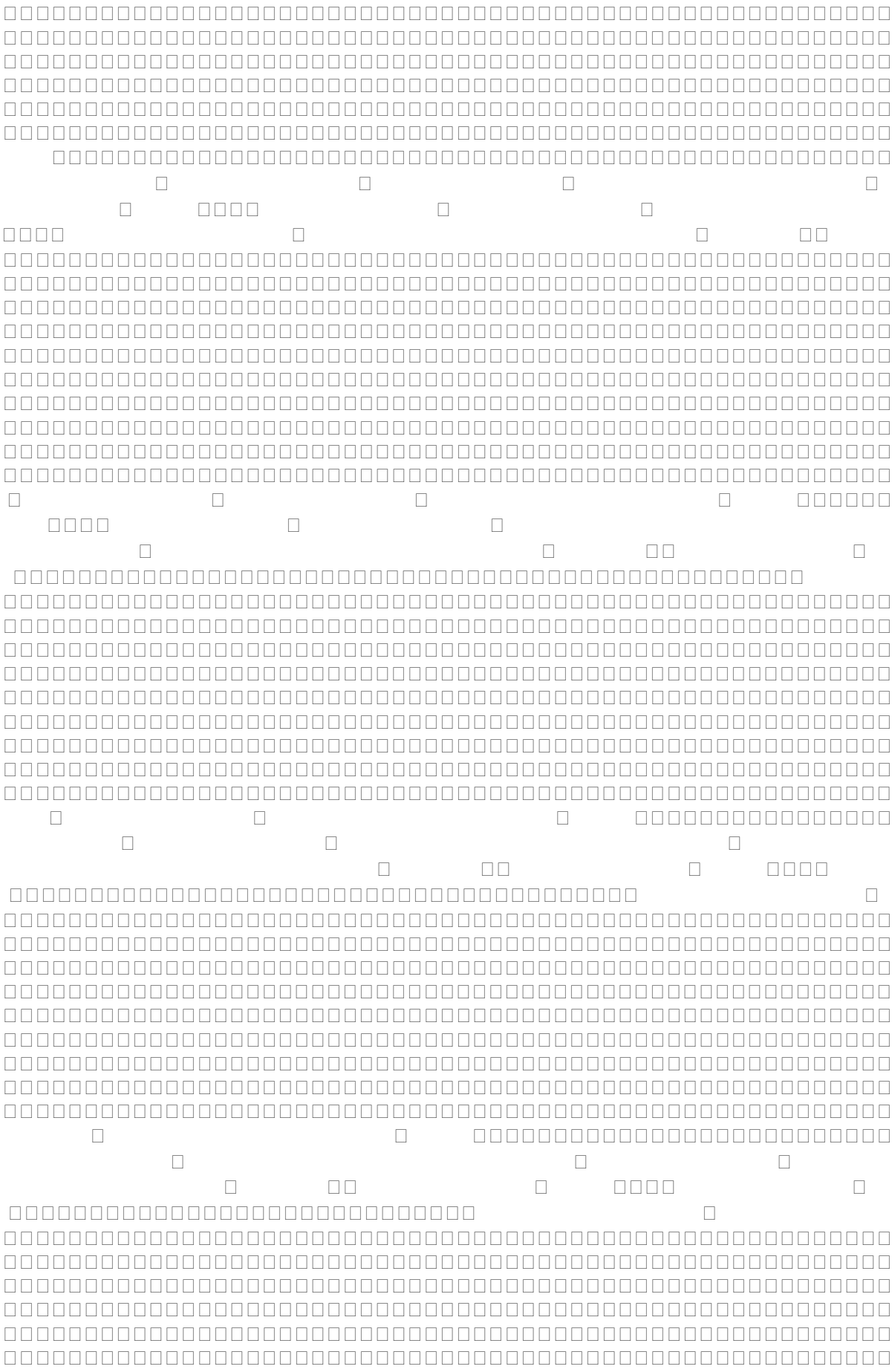
□ □ □□□□





□ □ □□□□





مراجع

[1] R.L. Garcia, C.A. Lopez, O. Aghzout, J. R. Alzola, ''Biometric identification System'', Signal Processing of ELSEVIER 83, pp. 2539-2557, 2003.

[2] Y. Komiya, T. Matsumoto, "On-line pen input signature verification PPI(pen-Position/pen - Pressure/pen-Inclination) ", Proc. IEEE Int. Conf. on Systems, Man and Cybernetics , Vol.4, pp. 41 - 46,1999.

"Identity authentication using improved online Signature verification Yanikoglu,. Kholmatov, B.[3] A method", Pattern Recognition, vol.26, pp.2400–2408, 2005.

[4] ذوقی م، (۱۳۸۷)، پایان نامه ارشد :" تصدیق امضاء با استفاده از مشخصه‌های دینامیکی و استاتیکی "، دانشکده برق ،دانشگاه صنعتی شاهرود.

[5] A.K. Jain, A. Ross, S. Prabhakar, "An Introduction to Biometric Recognition", Invited paper, IEEE Trans. on circuits and system for video technology, Vol.14, No. 1, pp. 4-20, January 2004.

[6] L.Nanni, "An advanced multi-matcher method for on-line signature verification Featuring global features and tokenised random numbers", Neurocomputing, vol. 69, pp. 2402–2406, 2006.

[7] M. F. Zanuy, "On-line signature recognition based on VQ-DTW", Pattern Recognition, vol. 40, pp. 981 – 992 , 2007.

[8] V. S. Nalwa, "Automatic On-Line Signature Verification", proceding of the IEEE,vol.85, No.2, pp.215-239, February 1997.

[9] J. Lee, H. Yoon, J. Sob , B. Chon, Y.K. Chong, "Using geometric extrema for segment-to-segment characteristics comparison in online signature verification", Pattern Recognition , vol.37, pp.93 – 103 , 2004.

[10] L.L. lee, T. Berger, E. Aviczer, "Reliable on-line human signature verification system", IEEE Trans. On pattern analysis and machine intelligence, Vol. 18, No. 6, pp. 643-647, June 1996.

writing pressure'', [11] Y. Sato, K. Kogure, ''On-line signature verification based on shape, motion, and Proc. 6 Int conf. on pattern recognition, pp. 823-826, 1982.

[12] F. R. Rioja, M.N. Miyatake,., K. Toscano, ''Dynamics features Extraction for on-Line Signature verification'', Proc. 14th Int. Conf. on Electronics, Communications and Computers, IEEE, pp. 156-161,2004.

[13] A. Jain, F.Griess, S. Connell, ''On-line Signature Verification'', Pattern Recognition, vol.35, pp.2963-2972, 2002.

[14] H. Dolfing, E. Aarts, J. Oosterhout, ''On-line Verification Signature with Markov Models'', Proc. 14th Int. Conf. Pattern Recognition. pp.1309-1312, Australia, Aug. 1998.

[15] A.V.D.Silva, D.S.D. Freitas, ''Wavelet-based Compared to Function-based On-line Signature Verification'', Proceedings of the Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing(SIBGRAPI'02), 2002.

[16] M. M. Shafiei, H. R. Rabiee, ''A New On-Line Signature Verification Algorithm Using Variable Length Segmentation and Hidden Markov Models'', Proc. 7th Int. Con. on Document Analysis and Recognition (ICDAR'03), vol.1, pp. 443- 446, Aug, 2003.

[17] W.S. Lee, N.M. Krishnan, M. J. Paullik, ''Improved Segmentation through Dynamic Time Warping for Signature Verification using a Neural Network Classifier'', Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing, Chicago Ill, October 1998.

On-line Signature Verification System'', Pattern [18] Loris Nanni and Alessandra Lumini,''A Novel Local Recognition Letters 29 (2008) 559–568.

[19] G.K.Gupta and R.C.Joyce, ''Using Position Exterma Points To Capture Shape In On-line Handwritten Signature Verification'', Pattern Recognition 40 (2007) 2811–2817.

[20] The First International Signature Verification Competition, 2004, (SVC2004), available in .http://www.cs.ust.hk/svc2004

[21] Bertrand, Jacqueline, Pierre Bertrand, and Jean-Philippe Ovarlez, "The Mellin Transform, in Transforms and Applications Handbook ", ed. Alexander Poularikas, CRC Press, Boca Raton, Florida, 1996.

[22] George Fikioris, "Mellin-Transform Method for Integral Evaluation", A Publication in the Morgan & Claypool Publishers series, First Edition, 2007.

[23] Davies, G, "Integral Transforms and Their Applications", 2nd ed., Springer-Verlag, New York, NY, 1984.

[24] Erdelyi, A., W. Magnus, F. Oberhettinger, and F. G. Tricomi, "Tables of Integral Transfer", McGraw-Hill Book Co., New York, NY, 1954.

[25] Ronald N. Bracewell, "The Fourier Transform and Its Application". Mcgraw-Hill International Editions. Electrical Engineering Series. Third Edition. Printed in Singapore. 2002. Chapter 13, Pages 343 – 347.

[26] Antonio De Sena and Davide Rocchesso. "A Fast Mellin and Scale Transform". EURASIP Journal on advances in signal Processing Volume 2007.

[27] Rocchesso. "Introduction to sound processing". Wiley 2005 – Chapter 1, Systems, sampling and quantization, pages 1 – 22.

[28] Udo Zolzer, " DAFx: Digital Audio Effects ", Chapter 1, pages 1-18, John Willy and Sons, LTD,2002.

[29] Antonio De Sena And Davide Rocchesso. "A Fast Mellin transform With Application IN DAFx". Proc of the 7 th int. conference on digital Audio Effect (DAFx04), Naples. Italy, October 5-8,2004.

[30] Schaum A. "Theory and Design of Local Interpolators", Comp. Vision Graph. Image Proc.: Models and Image Proc., Vol. 55, No. 6, pp 464-481, Nov. 1993.

[31] جماعتی م، (۱۳۸۷)، پایان نامه ارشد :" استخراج ویژگی برای تشخیص آواها به کمک تبدیل میلین "، دانشکده برق ،دانشگاه صنعتی شاهرود.

[32] T.A. Osman, M.J. Paulik and N.M. Krishnam, "An Online Signature Verification System based on Multivariate Autoregressive Modeling and DTW Segmentation", IEEE SAFE 2007: Signal Processing Applications for Public Security and Forensics, Washington D.C., April 2007.

[33] Ronald N. Bracewell, "The Fourier Transform and Its Application". Mcgraw-Hill International Editions. Electrical Engineering Series. Third Edition. Printed in Singapore. 2002. Chapter 13, Pages 343 – 347.

Coefficients: An Evaluation [34] S. Sigurdsson, K. B. Petersen and T. L. Schioler, "Mel Frequency Cepstral of Robustness of MP3 Encoded Music", In proceedings of the 10th International Conference on Speech and computer (SPECOM 2005), volume 1, pages 191-194, 2005.

[35] A. Kholmatov and B. Yanikoglu, "Identity authentication using improved online signature verification method", Pattern Recognition Letters 26 (2005) 2400–2408.

[36] L. Fausett, "Fundamentals of Neural Networks, architectures, algorithms, and applications", Prentice-Hall International, 1994.

[37] Paris, R. B., and Kaminsky, D., "Asymptotics and Mellin-Barnes Integrals", Cambridge University Press, 2001.

[38] Oberhettinger, F.," Tables of Mellin Transform ", 2nd ed., Springer-Verlag, New York, NY, 1974.

[39] A. D. Polyanin and A. V. Manzhirov, " Handbook of Integral Equations ", CRC Press, Boca Raton,1998. ISBN 0-8493-2876-4.

[40] Tables of Integral Transforms (http://eqworld.ipmnet.ru/en/auxiliary/auxinttrans. htm) at EqWorld: The World of Mathematical Equations.

[41] Morse, P. M. and Feshbach, H. "Methods of Theoretical Physics", Part I. New York: McGraw- Hill, pp. 469-471, 1953.

[42] S. B. Davis and P. Mermelstein, "Comparison of parametric representations for on osyllabic word recognition in countinuously spoken sentences", IEEE transactions on Acoustics, Speech and signal processing, ASSP-28(4): 357-365,1980.

[43] M. J. Hunt, "Spectral signal processing for ASR", Automatic Speech Recognition and Understanding Workshop (ASRUW), 1990.

[44] S. Young and G. Evermann, "Hidden Markov Model toolkit Version 3.1", Published by Cambridge University Engineering Department, December 2001.

[45] V. Tyagi and C. Wellekens, "On desensitizing the mel-cepstrum to spurious spectral components for robust speech recognition", in Acoustics, Speech, and Signal Processing, 2005. Proceedings. (ICASSP '05). IEEE International Conference on, vol. 1, 2005, pp. 529–532.

Ltd, Second Edition, 2000, chapter 3, pages] Duda, Hart and Stork, "Pattern Classification", John Wiley***46***[114-118

Abstract

The task of signature verification system is to accept genuine signature and reject forgery signature. The available systems register signatures with electrical tools. This signatures which are called on-line signatures, are stored as real time signals.

This thesis, we present a new algorithm with use of mellin transform and Mel frequency cepstral coefficients for signature recognition. We extract signals x(t) and y(t) From each signature. We utilize mellin transform for preprocessing and Mel Frequency Cepstral Coefficients for feature extraction and make feature vector for each signature. We select from genuine signatures of each person, 10 signatures as reference set randomly and one signature that has minimum distance from another signatures, as template signature. Then we calculate maximum and minimum distance from refrence set and distance from template signature for each test signature. These three values are normalized and store in a feature vector. We apply this vector to classifiers and decide this test signature is genuine or forgery. We compare the results of applying feature vectors to two different classifiers, and neural network. Finally, we evaluate the authenticity accuracy of presented [92]linear with PCA algorithm for each test signature set.

We use two database, SVC2004 and Iranian database, for evaluating the presented algorithm in this thesis. Authenticity accuracy of presented algorithm is %94.7 and %96.2 for SVC2004 and Iranian database respectively.

Keywords:

On-line Signature Verification, Mellin Transform, Mel Frequency Cepstral Coefficients, Neural Network, PCA

[92] Principle Component Analysis