

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.221830

基于神经网络拟合显式 MPC 的高增益直流变换器

罗朋, 樊涵宇, 梁剑鑫, 姜洪予, 刘洛辛

(广东海洋大学电子与信息工程学院, 广东 湛江 524088)

摘要: 针对燃料电池、风力发电等新型能源系统输出电压较低的问题, 提出一种具有拟合显式模型预测控制(model predictive control, MPC)的高增益、高效率直流变换器。该变换器具有非隔离型三绕组耦合电感基本单元结构, 通过改变匝数比, 在合适占空比下实现高增益, 同时也降低了开关器件应力。此外, 所提变换器采用无源钳位电路, 回收漏感能量, 抑制了开关管的电压尖峰。为了提高所提变换器的动态性能及抗扰能力, 利用神经网络离线拟合显式 MPC 控制规律的策略, 提高了输出电压跟踪精度, 减小了输入电压变化和负载变化带来的扰动, 具有良好的动态响应。最后在理论分析的基础上, 制作出了一台输入 10~12 V、输出 100 V/100 W 的实验样机, 实验结果验证了所提变换器的有效性。

关键词: 高增益直流变换器; 三绕组耦合电感; 神经网络; 显式模型预测控制

High gain DC converter based on a neural network fitting explicit MPC

LUO Peng, FAN Hanyu, LIANG Jianxin, JIANG Haoyu, LIU Mingxin

(College of Electronic and Information Engineering, Guangdong Ocean University, Zhanjiang 524088, China)

Abstract: Given the low output voltage of new energy systems, such as fuel cells or wind power, this paper proposes a high gain and high efficiency DC converter with fitting explicit model predictive control (MPC). The converter has the basic unit structure of non-isolated three-winding coupled inductor. By changing the turns ratio, this not only achieves higher voltage gain with the appropriate duty cycle, but also reduces the switching device stress. In addition, a passive clamp circuit is adopted to recycle the leakage inductance energy and suppress the voltage spike of the switch. To improve the dynamic performance and immunity of the proposed converter, the strategy of offline fitting of explicit MPC control law of a neural network is used to improve the output voltage tracking accuracy, and reduce the disturbance caused by variational input voltage and load, achieving good dynamic response. Finally, based on theoretical analysis, a prototype with input of 10~12 V and output of 100 V/100 W is built to verify the effectiveness of the proposed converters.

This work is supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 62272109 and No. 62171143).

Key words: high gain DC converter; three-winding coupled inductor; neural network; explicit MPC

0 引言

目前, 燃料电池、太阳能和风力发电等可再生能源得到广泛应用^[1]。但可再生能源的输出电压较低, 且输出功率存在较大的波动性, 难以直接并网运行, 为了提高供电的高效性和稳定性, 使用高升压变换器是解决此问题的方法^[2]。传统 Boost 电路实际电压增益有限, 在极端占空比的情况下运行会导致开关器件应力增大、反向恢复严重、开关损耗增加等问题^[3]。因此许多具有低开关电压应力、高电压增益和高效率特性的变换器被提出^[4-8]。为了在

合适的占空比下获得较高增益, 文献[9]提出了一种基于开关电容的高增益变换器, 引入了耦合电感技术使其获得更高的电压增益, 但其元器件较多, 成本较高, 控制较为繁琐。文献[10]提出了基于三绕组耦合电感的变换器, 不仅能实现较大范围的电压增益, 还能更加灵活地调节电压增益和电压应力, 但在耦合电感匝数比增大时, 漏感增加, 开关管电压尖峰过高, 转换效率较低。文献[11-13]采用无源钳位电路, 有效回收了漏感的能量, 提高了转换效率, 但其开关管和输出二极管的电压应力较大。文献[14]融合了两个不对称升压单元, 减小了开关管和输出二极管的电压应力。

由于高压应用场合变换器的输入往往存在波

基金项目: 国家自然科学基金项目资助(62272109, 62171143)

动,且输出侧负载变化较大,采用PID控制难以在扰动剧烈的情况下保证变换器的动态稳定^[15-16]。为了提高变换器的稳定性,文献[17-18]提出了一种模型预测控制(model predictive control, MPC)策略, MPC以一种直观的方式处理多变量情况和系统约束^[19],相比比例积分微分控制(proportional-integral-derivative control, PID)方法,拥有更高的控制性能^[20],但其计算量大、控制周期较长,难以应用于高频的变换器控制中。文献[21]提出了显式MPC的控制策略,将控制问题表述为多参数二次规划(multi-parametric quadratic programs, MP-QP)问题,得到的离线控制律为可视多面体上的分段仿射(piecewise affine, PWA)函数,在线求解被简化成PWA函数的索引计算。显式MPC只能控制一个特定的工作点,为了提高变换器的鲁棒性,文献[22]利用神经网络具有较强的自学习能力和泛化能力^[23-26],提出以神经网络拟合多个工作点的显式MPC控制规律的策略,实现了简单变换器的显式模型预测控制^[27-29]。

本文提出一种单开关三绕组耦合电感的高增益直流变换器,避免了极端占空比下开关器件电压应力较大的问题;引入无源钳位电路,回收漏感 L_k 的能量,抑制了因耦合电感引起的开关管电压尖峰;为了提高变换器的性能,采用了一种以神经网络拟合显式MPC的控制策略,利用反向传播算法,生成具有多个工作点的显式MPC神经网络控制器,在输入电压变化或负载变化时,能自动调整占空比,大大提高了变换器的鲁棒性,实现了电压的稳定输出。

1 变换器拓扑及其原理分析

1.1 变换器拓扑

本文提出的高增益直流变换器拓扑结构如图1所示。

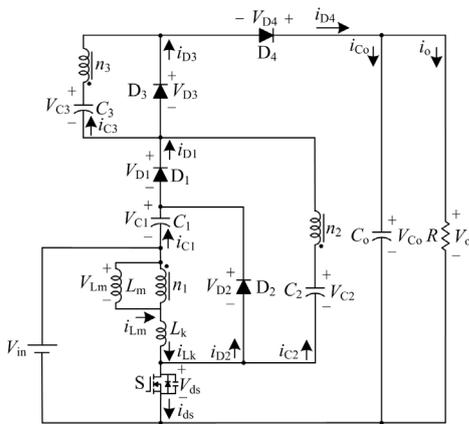


图1 所提变换器的拓扑结构

Fig. 1 Topology of the proposed converter

图中: V_{in} 和 V_o 分别为变换器的输入电压和输出电压;S为开关管; D_1 、 D_2 、 D_3 、 D_4 为二极管; C_1 、 C_2 、 C_3 为开关电容; C_o 为输出电容; R 为等效负载电阻; L_m 为耦合电感的励磁电感; L_k 为耦合电感漏感折算到原边绕组漏感之和; n_1 、 n_2 、 n_3 分别为三绕组耦合电感绕组匝数,记匝数比为 $N_2 = n_2 / n_1$, $N_3 = n_3 / n_1$,耦合电感系数为 $k = L_m / (L_m + L_k)$ 。

1.2 原理分析

在所提变换器中,由电容 C_1 和二极管 D_2 构成的钳位电路,能有效回收漏感 L_k 的能量,并抑制开关管S两端电压尖峰;二极管 D_3 、电容 C_3 构成升压单元,进一步提高电压增益。所提变换器主要波形如图2所示,其中 T_s 为开关周期, D 为开关管S对应的占空比。

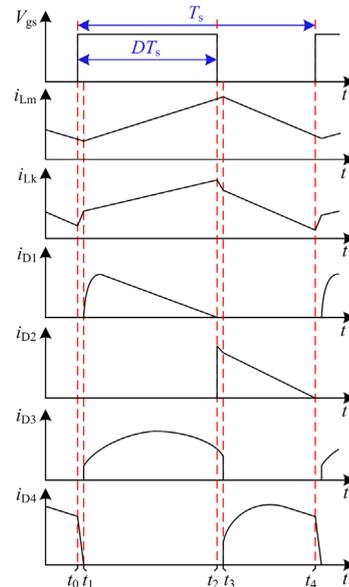


图2 所提变换器拓扑结构的主要波形

Fig. 2 Key waveforms of the proposed converter topologies

当所提变换器工作于连续导通模式(continuous conduction mode, CCM)时,一个开关周期共有4个工作模式。每个工作模式的等效电路如图3所示,各模式的主要工作过程如下。

1) 模式1 [$t_0 \sim t_1$]

在 t_0 时刻,开关管S导通,如图3(a)所示,二极管 D_1 、 D_2 和 D_3 反向截止, D_4 正向导通;输入电压 V_{in} 向漏感 L_k 提供能量,流经 L_k 的电流上升,励磁电感 L_m 处于放电状态。储存在励磁电感 L_m 与电容 C_2 和 C_3 的能量,通过副边绕组 n_2 、 n_3 及二极管

D_4 传输到 C_o 和负载 R 中, 因此流经 L_m 的电流下降。在 t_1 时刻, 流经 D_4 的电流下降至零, 该模式结束。

流经励磁电感的电流 i_{Lm} 和流经漏感的电流 i_{Lk} 分别表示为

$$i_{Lm} = I_{Lm}(t_0) + \frac{kV_{in}}{L_m}(t - t_0) \quad (1)$$

$$i_{Lk} = I_{Lk}(t_0) + \frac{V_{in} - kV_{in}}{L_k}(t - t_0) \quad (2)$$

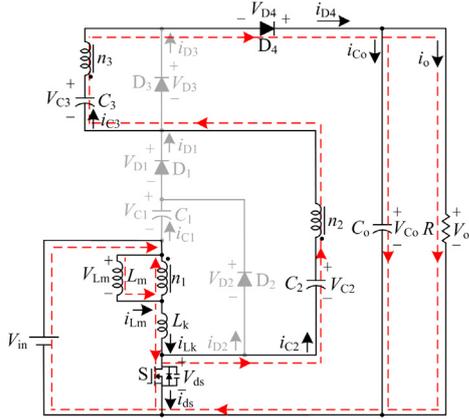
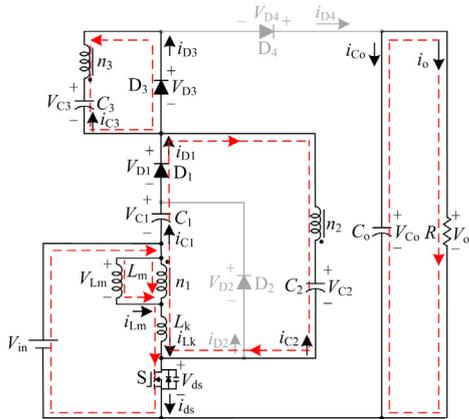
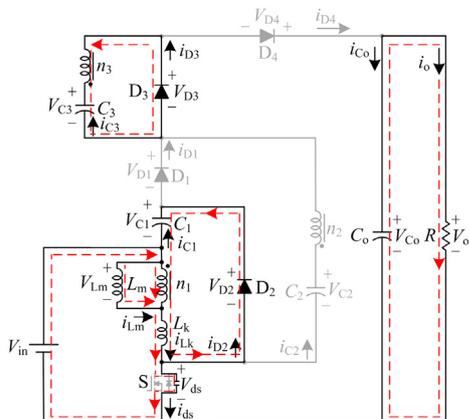
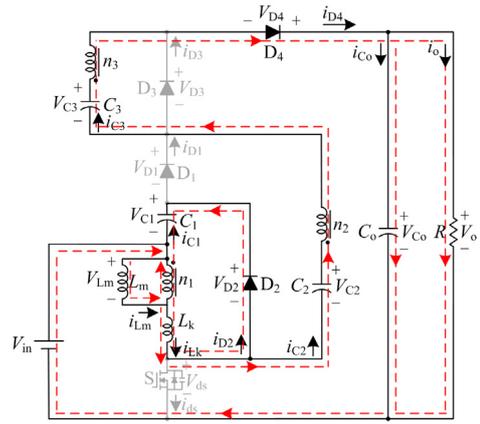

 (a) 模式1 [$t_0 \sim t_1$]

 (b) 模式2 [$t_1 \sim t_2$]

 (c) 模式3 [$t_2 \sim t_3$]

 (d) 模式4 [$t_3 \sim t_4$]

图3 各开关模式等效电路

Fig. 3 Equivalent circuit of operating modes

2) 模式 2 [$t_1 \sim t_2$]

在 t_1 时刻, 开关管 S 关断, 如图 3(b) 所示, 二极管 D_1 和 D_3 正向导通, D_2 和 D_4 反向截止; 电容 C_1 处于放电状态, C_2 和 C_3 处于充电状态, 输出电容 C_o 给负载 R 供能, 在输入电压 V_{in} 的作用下, 励磁电感 L_m 充电储能, 流经 L_m 和漏感 L_k 的电流上升。

3) 模式 3 [$t_2 \sim t_3$]

在 t_2 时刻, 开关管 S 关断, 如图 3(c) 所示, 二极管 D_1 和 D_4 反向截止, D_2 和 D_3 正向导通; 输入电压 V_{in} 继续向 L_m 提供能量。开关管的电容被充电, V_{ds} 增加。由于漏感 L_k 非常小, 因此漏感电流 i_{Lk} 以较大斜率值降低。在此模式中, 由于二极管 D_2 导通, 漏感 L_k 中的能量可被钳位电容 C_1 无损吸收, 流经 D_3 的电流方向与前一模式中流经其的电流方向保持一致, 直至 i_{D3} 降低为零, 此模式结束。

流经励磁电感的电流 i_{Lm} 和流经漏感的电流 i_{Lk} 分别表示为

$$i_{Lm} = I_{Lm}(t_2) - \frac{kV_{C1}}{L_m}(t - t_2) \quad (3)$$

$$i_{Lk} = I_{Lk}(t_2) - \frac{V_{C1} - kV_{C1}}{L_k}(t - t_2) \quad (4)$$

4) 模式 4 [$t_3 \sim t_4$]

在 t_3 时刻, 开关管 S 关断, 如图 3(d) 所示, 二极管 D_1 和 D_3 反向截止, D_2 和 D_4 正向导通, 电容 C_1 处于充电状态, 输入电压 V_{in} 、励磁电感 L_m 与电容 C_2 、 C_3 同时给 C_o 和负载 R 供能, 流经励磁电感 L_m 和漏感 L_k 的电流均下降。

2 变换器性能分析

2.1 电压增益

为了简化变换器的分析过程，做出以下假设：

(1) 所有元件均视为理想元器件，不考虑寄生参数的影响；(2) 电容容量足够大，即电容两端电压在一个周期内保持恒定。

开关管S导通阶段，根据基尔霍夫电压定律(Kirchhoff's voltage law, KVL)可得

$$V_{Lm} = kV_{in} \quad (5)$$

$$N_2V_{Lm} + V_{C1} - V_{C2} + V_{Lm} = 0 \quad (6)$$

$$N_3V_{Lm} - V_{C3} = 0 \quad (7)$$

开关管S关断阶段，根据KVL可得

$$V_{Lm} = -kV_{C1} \quad (8)$$

$$V_{in} - V_{Lm} + V_{C2} - V_{n2} + V_{C3} - V_{n3} = V_o \quad (9)$$

根据励磁电感 L_m 的伏秒平衡原理，由式(5)和式(8)可得

$$\frac{1}{T_s} \int_0^{DT_s} kV_{in} dt + \frac{1}{T_s} \int_{DT_s}^{T_s} (-kV_{C1}) dt = 0 \quad (10)$$

由式(10)可得电容 C_1 两端的电压为

$$V_{C1} = \frac{D}{1-D} V_{in} \quad (11)$$

电容 C_2 、 C_3 两端的电压分别为

$$V_{C2} = \frac{k + (1-k)D + k(1-D)N_2}{1-D} V_{in} \quad (12)$$

$$V_{C3} = kN_3V_{in} \quad (13)$$

副边绕组 n_2 、 n_3 两端电压分别为

$$V_{n2} = -\frac{N_2D}{1-D} V_{in} \quad (14)$$

$$V_{n3} = -\frac{N_3D}{1-D} V_{in} \quad (15)$$

由式(8)、式(9)和式(11)—式(15)可以得到本文所提变换器的电压增益为

$$M = \frac{V_o}{V_{in}} = \frac{1+k + (k-kD+D)(N_2+N_3)}{1-D} \quad (16)$$

图4为匝数比 $N_2=N_3=1$ 时，在不同耦合系数 k 情况下占空比与电压增益的关系，由此可以得出耦合系数对电压增益影响不大，当耦合系数 $k=1$ 时，可以得出理想的电压增益为

$$M = \frac{V_o}{V_{in}} = \frac{2+N_2+N_3}{1-D} \quad (17)$$

由式(17)可知，可通过合理设计耦合电感的匝数比，以获得所需的电压增益。图5为不同匝数比时电压增益与占空比的关系曲线。由图5可知，当占空比一定时，匝数比 N_2 、 N_3 越大，电压增益 M 越高。

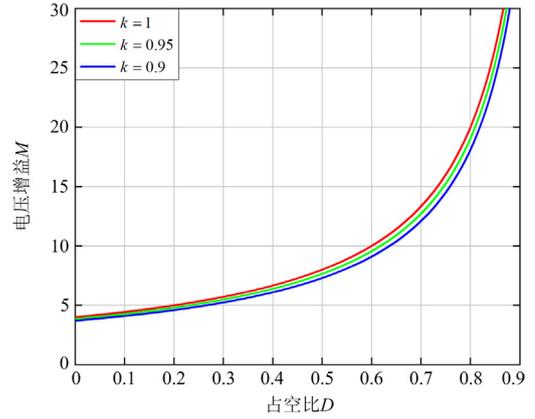


图4 不同耦合系数 k 、匝数比 $N_2=N_3=1$ 的情况下占空比与电压增益的关系

Fig. 4 Voltage gain versus duty cycle under various coupling Coefficients k and turns ratio $N_2=N_3=1$

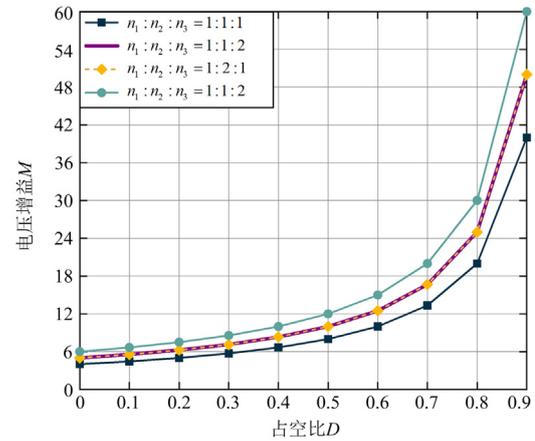


图5 不同匝数比下电压增益与占空比之间的关系曲线

Fig. 5 Voltage gain versus duty cycle under various turns ratios

2.2 电压应力分析

在开关管S关断阶段，开关管S两端的电压应力 V_{ds} 表达式为

$$V_{ds} = \frac{V_{in}}{1-D} = \frac{1}{2+N_2+N_3} V_o \quad (18)$$

各二极管两端的电压应力表达式分别为

$$V_{D1} = \frac{1+N_2}{2+N_2+N_3} V_o \quad (19)$$

$$V_{D2} = \frac{1}{2+N_2+N_3} V_o \quad (20)$$

$$V_{D3} = \frac{N_3}{2+N_2+N_3} V_o \quad (21)$$

$$V_{D4} = \frac{1+N_2+N_3}{2+N_2+N_3} V_o \quad (22)$$

由式(18)—式(22)可知，开关管S和二极管的电

压应力均小于输出电压。因此, 在实际应用中, 可选用低损耗高效率的高性能开关器件, 进一步提升变换器效率。

2.3 电流应力分析

根据基尔霍夫电流定律(KCL)和电容 C_1 、 C_2 、 C_3 和 C_o 的安秒平衡原理可得

$$I_{D1} = I_{D2} = I_{D3} = I_{D4} = I_o \quad (23)$$

结合图 3(d), 并根据 KCL 可得

$$I_{Lk} = I_{D4} + I_{D2} \quad (24)$$

$$I_{Lk} = I_{Lm} - I_{n1} \quad (25)$$

由图 3(d)可得

$$i_{n2} = i_{n3} = i_{D4} \quad (26)$$

得到 L_m 的电流纹波为

$$\Delta I_{Lm} = \frac{V_{in}}{L_m} DT_s \quad (27)$$

结合式(23)一式(26), 并根据 KCL 可得通过 L_m 的平均电流表达式为

$$I_{Lm} = \frac{(2 + N_2 + N_3)I_o}{(1 - D)} \quad (28)$$

此时电感电流 i_{Lm} 的最大值和最小值分别为

$$i_{Lm,max} = I_{Lm} + \frac{1}{2} \Delta I_{Lm} = \frac{(2 + N_2 + N_3)I_o}{(1 - D)} + \frac{V_{in}}{2L_m} DT_s \quad (29)$$

$$i_{Lm,min} = I_{Lm} - \frac{1}{2} \Delta I_{Lm} = \frac{(2 + N_2 + N_3)I_o}{(1 - D)} - \frac{V_{in}}{2L_m} DT_s \quad (30)$$

在开关管 S 导通时, 如图 3(b)所示, 根据 KCL 可得流经开关管 S 的电流表达式为

$$i_{ds} = i_{Lm} + i_{n1} - i_{C2} = i_{Lm} + (N_2 + 1)i_{D1} + N_3 i_{D3} \quad (31)$$

式(31)两边同时积分可得

$$\frac{1}{T_s} \int_0^{DT_s} i_{ds} dt = \frac{1}{T_s} \int_0^{DT_s} i_{Lm} dt + \frac{1}{T_s} \int_0^{DT_s} [(N_2 + 1)i_{D1} + N_3 i_{D3}] dt \quad (32)$$

化简式(32)并联立式(23)和式(28), 可得开关管 S 的平均电流 I_{ds} 表达式为

$$I_{ds} = \frac{(1 + N_2 + N_3 + D)I_o}{1 - D} \quad (33)$$

根据式(33)可得开关管电流有效值 $I_{ds(rms)}$ 表达式为

$$I_{ds(rms)} = \frac{(1 + N_2 + N_3 + D)I_o}{\sqrt{D(1 - D)}} \quad (34)$$

根据式(23)可得各二极管的平均电流均与输出电流相等, 各二极管的电流有效值表达式为

$$I_{D1(rms)} = I_{D3(rms)} = \frac{I_o}{\sqrt{D}} \quad (35)$$

$$I_{D2(rms)} = I_{D4(rms)} = \frac{I_o}{\sqrt{1 - D}} \quad (36)$$

在开关管 S 导通或关断时, 电容 C_1 、 C_2 、 C_3 和 C_o 的电流分别为

$$I_{C1} = \begin{cases} \frac{I_o}{D} & 0 \sim DT_s \\ \frac{-I_o}{1 - D} & DT_s \sim T_s \end{cases} \quad (37)$$

$$I_{C2} = \begin{cases} \frac{-I_o}{D} & 0 \sim DT_s \\ \frac{I_o}{1 - D} & DT_s \sim T_s \end{cases} \quad (38)$$

$$I_{C3} = \begin{cases} \frac{-I_o}{D} & 0 \sim DT_s \\ \frac{I_o}{1 - D} & DT_s \sim T_s \end{cases} \quad (39)$$

$$I_{Co} = \begin{cases} I_o & 0 \sim DT \\ \frac{-I_o}{1 - D} + I_o & DT_s \sim T_s \end{cases} \quad (40)$$

由式(37)一式(40), 可得各电容电流有效值分别为

$$I_{C1(rms)} = I_{C2(rms)} = I_{C3(rms)} = \frac{I_o}{\sqrt{D(1 - D)}} \quad (41)$$

$$I_{Co(rms)} = I_o \sqrt{\frac{D}{1 - D}} \quad (42)$$

漏感电流、副边绕组 n_2 、 n_3 电流有效值分别为

$$I_{Lk(rms)} = \sqrt{\frac{I_o^2 (2D - N_2D + N_3D + 2N_3)^2}{D(1 - D)^2} + \frac{4I_o^2}{(1 - D)}} \quad (43)$$

$$I_{n2(rms)} = I_{n3(rms)} = \frac{I_o}{\sqrt{D(1 - D)}} \quad (44)$$

2.4 励磁电感设计

当变换器工作在临界导通模式 (boundary conduction mode, BCM) 时, 由式(27)和式(28)可得励磁电感 L_m , 如式(45)所示。

$$L_m = \frac{V_{in} D(1 - D)T_s}{2(2 + N_2 + N_3)I_{o,BCM}} \quad (45)$$

式中, $I_{o,BCM}$ 为 BCM 时的输出负载电流。

2.5 变换器性能对比

本文所提变换器与其他变换器的性能对比见表 1, 比较的内容为元件个数、电压增益、开关管的电压应力和输出二极管的电压应力。电压增益随占空比的变化曲线以及开关管的电压应力随电压增益的

变化曲线分别如图 6(a)和图 6(b)所示。由表 1 和图 6 可知, 在相同的占空比与匝数比的条件下, 本文所提变换器的增益最高, 器件电压应力最小, 且所用器件相对较少, 所提变换器的性能更为优越。

表 1 所提变换器与其他拓扑结构的性能对比

Table 1 Comparison of the presented converter with other topologies

升压变换器	开关管数量	二极管数量	电容数量	电压增益 M	开关管电压应力 V_{ds}	二极管电压应力 V_D
文献[4]	1	2	3	$\frac{1+(N_2+1)D}{1-D}$	$\frac{1}{1+(N_2+1)D}V_o$	$\frac{1+N_2}{1+(N_2+1)D}V_o$
文献[5]	1	8	8	$\frac{4+N_2(2-D)-D}{1-D}$	$\frac{1}{4+N_2(2-D)-D}V_o$	$\frac{N_2(2-D)-D}{4+N_2(2-D)-D}V_o$
文献[6]	1	4	4	$\frac{2+N_2(1+D)}{1-D}$	$\frac{1}{2+N_2(1+D)}V_o$	$\frac{1+N_2}{2+N_2(1+D)}V_o$
文献[7]	1	4	5	$\frac{1+D+N_2(2-D)}{1-D}$	$\frac{1}{1+D+N_2(2-D)}V_o$	$\frac{1+N_2}{1+D+N_2(2-D)}V_o$
文献[10]	1	4	5	$\frac{1+2N_3-N_2}{(N_3-N_2)(1-D)}$	$\frac{(N_3-N_2)}{1+2N_3-N_2}V_o$	$\frac{N_3}{1+2N_3-N_2}V_o$
文献[11]	1	4	4	$\frac{2+N_2+N_3-(1+N_2)D}{1-D}$	$\frac{1}{2+N_2+N_3-(1+N_2)D}V_o$	$\frac{1+N_2}{2+N_2+N_3-(1+N_2)D}V_o$
文献[12]	1	5	6	$\frac{(N_2+N_3)(2-D)}{1-D}$	$\frac{1}{(N_2+N_3)(2-D)}V_o$	$\frac{D}{2-D}V_o$
文献[13]	1	4	5	$\frac{1+(1+N_2+N_3)D}{1-D}$	$\frac{1}{1+(1+N_2+N_3)D}V_o$	$\frac{N_2}{1-D}V_o$
所提变换器	1	4	4	$\frac{2+N_2+N_3}{1-D}$	$\frac{1}{2+N_2+N_3}V_o$	$\frac{1+N_2+N_3}{2+N_2+N_3}V_o$

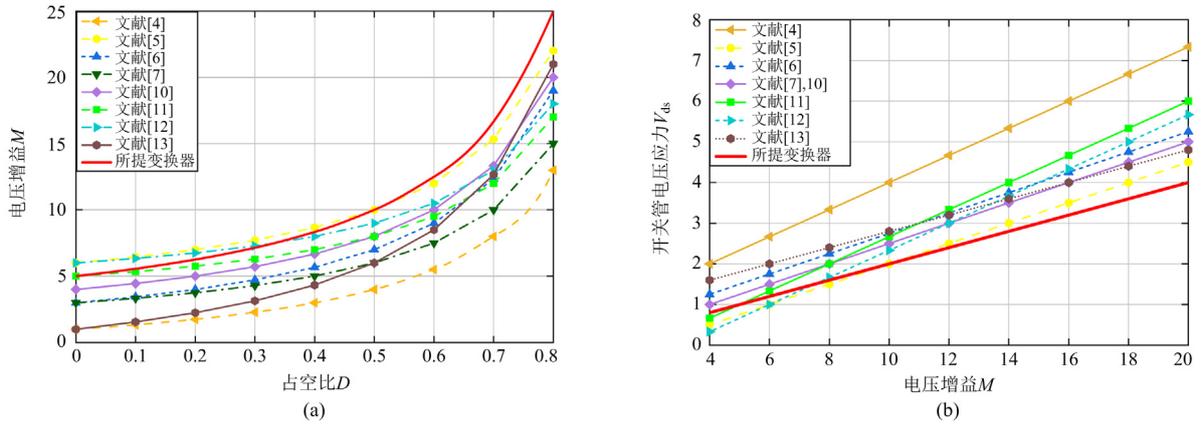


图 6 在 $N_2 = 1, N_3 = 2$ 时, 对比各变换器的电压增益和开关管电压应力的曲线

Fig. 6 Comparison of voltage gain curves versus duty cycle and power switch normalized voltage stress versus voltage gain under $N_2 = 1, N_3 = 2$

3 显式 MPC 的原理及设计

3.1 所提变换器模型参数估计

在显式 MPC 的设计中, 使用的模型参数与实际电路的参数是否匹配对实时控制有较大影响, 因此需要一个精确的被控模型。

3.1.1 模型参数线性变换

进行显式 MPC 设计, 首先需要得到所提变换器的状态空间平均模型, 采用离散形式的状态空间平均模型, 可表示为

$$\begin{bmatrix} i_{Lm}(g) \\ V_o(g) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{Lm}(g-1) \\ V_o(g-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \end{bmatrix} D(g-1) \quad (46)$$

式中: $i_{Lm}(g-1)$ 、 $V_o(g-1)$ 和 $D(g-1)$ 分别为 $(g-1)$ 时刻对应的数值; a_{11} 、 a_{12} 、 a_{21} 、 a_{22} 、 b_1 和 b_2 为状态空间方程的状态系数。

将式(46)进一步展开, 得

$$i_{Lm}(g) = a_{11} \cdot i_{Lm}(g-1) + a_{12} \cdot V_o(g-1) + b_1 \cdot D(g-1) \quad (47)$$

$$V_o(g) = a_{21} \cdot i_{Lm}(g-1) + a_{22} \cdot V_o(g-1) + b_2 \cdot D(g-1) \quad (48)$$

根据式(47)、式(48)的特点, 将上一拍的采样值 $i_{Lm}(g-1)$ 、 $V_o(g-1)$ 和 $D(g-1)$ 作为神经网络的输入节点, 将状态系数 a_{11} 、 a_{12} 、 a_{21} 、 a_{22} 、 b_1 和 b_2 定义为可训练权重, 将当前拍的采样值 $i_{Lm(NN)}(g)$ 和 $V_{o(NN)}(g)$ 作为神经网络的输出节点, 对模型进行线性变换训练, 如图 7 所示。该形式采用神经网络对所提变换器的模型参数进行线性回归, 但节点运算仅使用权重, 而不使用偏置和激活函数, 采用神经网络进行线性变换的优点是可以利用反向传播算法, 把变换误差调整在规定范围, 当建模对象非常复杂时, 该方法的优势更为明显。

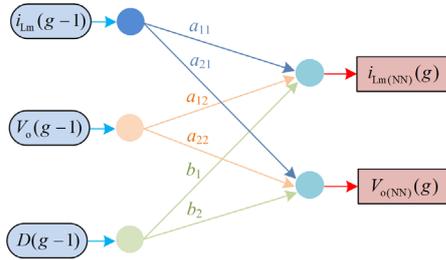


图 7 模型线性变换

Fig. 7 Linear transformation of model

3.1.2 模型线性变换训练

在所提变换器的启动运行过程中, 将一系列动

态过程中的电感电流 i_{Lm} 、输出电压 V_o 以及占空比 D 的数值储存起来, 组成训练样本, 如表 2 所示。

以第 1 组为例, 将 $i_{Lm}(g-1)$ 、 $V_o(g-1)$ 和 $D(g-1)$ 输入神经网络, 拟合得到网络对应的电感电流 $i_{Lm(NN)}(g)$ 和输出电压 $V_{o(NN)}(g)$ 。

由于 a_{11} 、 a_{12} 、 a_{21} 、 a_{22} 、 b_1 和 b_2 的初值是随机设定的, 网络的输出 $i_{Lm(NN)}(g)$ 和 $V_{o(NN)}(g)$ 并不准确, 因此构建误差函数 E_{para} 为

$$E_{para} = (i_{Lm(NN)} - i_{Lmr})^2 + (V_{o(NN)} - V_{or})^2 \quad (49)$$

式中, i_{Lmr} 、 V_{or} 分别为对应节拍的标签值。

以上述误差函数为依据, 执行反向传播算法, 对权重 a_{11} 、 a_{12} 、 a_{21} 、 a_{22} 、 b_1 和 b_2 进行迭代更新, 得出与实际变换器相符的模型参数。

3.2 显式 MPC 设计

本文显式 MPC 的控制目标是将 V_o 调节到参考电压, 定义目标函数 J_{min} 为

$$J_{min} = \sum_{l=0}^{L_p-1} q[V_{ref} - V_o(j+l|j)]^2 \quad (50)$$

式中: L_p 为预测步长; V_{ref} 为参考电压; $V_o(j+l|j)$ 表示第 j 步采样值下, 基于一组输入计算的第 $j+l$ 个状态量; q 为惩罚系数。

表 2 线性变换训练集

Table 2 Linear transformation training set

组别	输入			标签	
1	$i_{Lm}(g-1)$	$V_o(g-1)$	$D(g-1)$	$i_{Lm}(g)$	$V_o(g)$
2	$i_{Lm}(g-2)$	$V_o(g-2)$	$D(g-2)$	$i_{Lm}(g-1)$	$V_o(g-1)$
3	$i_{Lm}(g-3)$	$V_o(g-3)$	$D(g-3)$	$i_{Lm}(g-2)$	$V_o(g-2)$
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
z	$i_{Lm}(g-z)$	$V_o(g-z)$	$D(g-z)$	$i_{Lm}(g-z+1)$	$V_o(g-z+1)$

此外, 显式 MPC 还需要定义状态变量和控制参数的相应约束条件, 确保状态变量不超过其物理限制, 表述为

$$0 \leq i_{Lm}(j) \leq I_{Lm,max} \quad (51)$$

$$0 \leq V_o(j) \leq V_{o,max} \quad (52)$$

$$0 \leq D(j) \leq 1 \quad (53)$$

式中, $V_{o,max}$ 和 $I_{Lm,max}$ 分别为 V_o 和 i_{Lm} 的最大设计值。

显式 MPC 算法的目标是在式(50)~式(53)约束下, 在当前第 j 个开关周期时, 找出未来 Y 个开关周期的最优控制量 $D(j|j)$ 、 $D(j+1|j)$ 、 \dots 、 $D(j+L-1|j)$, 确保式(50)中的 J_{min} 最小。一个二次规划(MP-QP)问题被格式化, 可以通过 MPT3.0

工具箱进行求解^[27]。得到的离线控制规律将状态空间划分为 M 个分段区域, 如图 8 所示。当状态变量 $[i_{Lm}(j), V_o(j)]$ 落入第 r 个区域时, 可以根据相应的分段仿射函数计算出最优控制占空比, 表示为

$$\begin{cases} D^{opt}(j+1|j) = \mathbf{A}_r \cdot \begin{bmatrix} i_{Lm}(j) \\ V_o(j) \end{bmatrix} + \mathbf{B}_r \\ r = 1, 2, \dots, M \end{cases} \quad (54)$$

式中: $D^{opt}(j+1|j)$ 为最优控制占空比; \mathbf{A}_r 和 \mathbf{B}_r 分别为第 r 个区域的增益和偏置矩阵。

图 8 中不同颜色表示不同的分段区域, 每个区域对应一组增益和偏置矩阵, 即一条控制规律。假定本文所提变换器当前的运行状态量为 $[i_{Lm}(j), V_o(j)] = [90, 90]$, 根据式(54)查询到对应的增益和偏置矩阵

为 $A_r = [-0.0117 \quad -0.0526]$, $B_r = 6.1663$, 因此可以计算出对应的最优控制占空比 $D^{opt}(j+1|j) = 0.3792$, 该占空比将在下一开关周期作用于本文所提变换器。

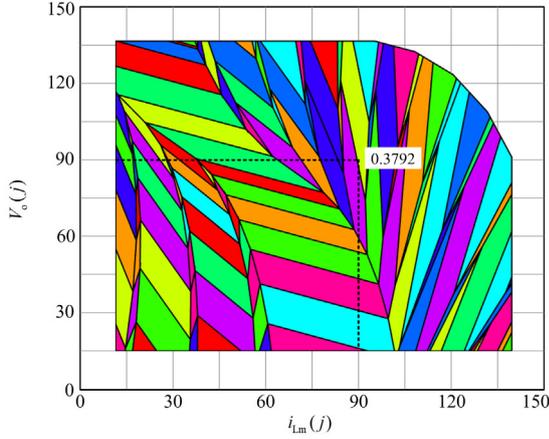


图 8 控制规律区域分布

Fig. 8 Regional distribution of control law

由上述可知, 控制律获取如同查表计算, 如图 9 所示, 为了使控制律的获取更加简便, 在实际应用时将 i_{Lm} 和 V_o 的状态量分成 X 等份, 每个区间取中间点代入式(54)计算。

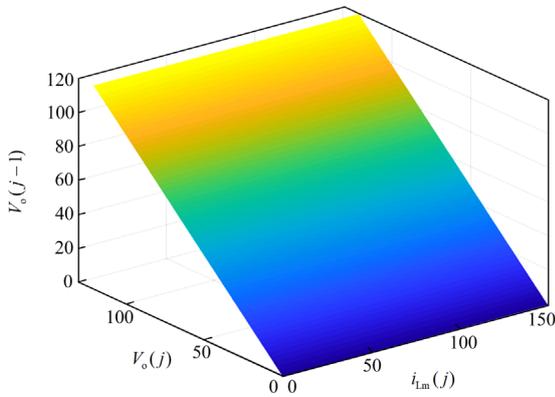


图 9 三维离线控制规律

Fig. 9 Three dimensional off-line control law

首先利用显式 MPC 算法使控制效果达到最佳, 生成控制律区域分布, 再进行训练样本采集。根据所提变换器的动态运行过程, 输出电压目标为 100 V, 取惩罚系数 $q = 100$, 不同负载下的控制效果如图 10 和图 11 所示。

3.3 神经网络训练样本采样

对状态变量 $[i_{Lm}(j), V_o(j)]$ 进行采样, 用于索引对应区域 r , 得到正确的 A_r 和 B_r 。这种索引过程需要时间和存储, 有两个原因:

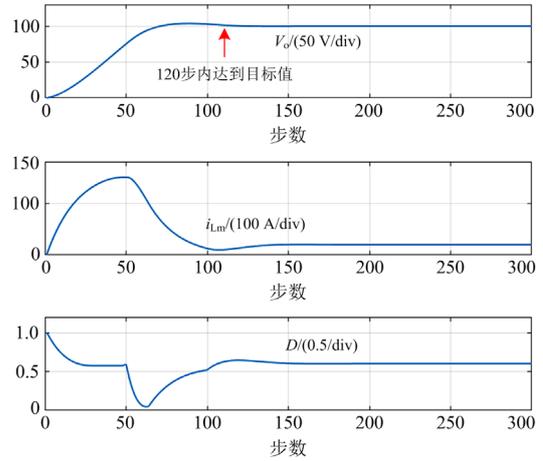


图 10 半载启动运行

Fig. 10 Half load start running

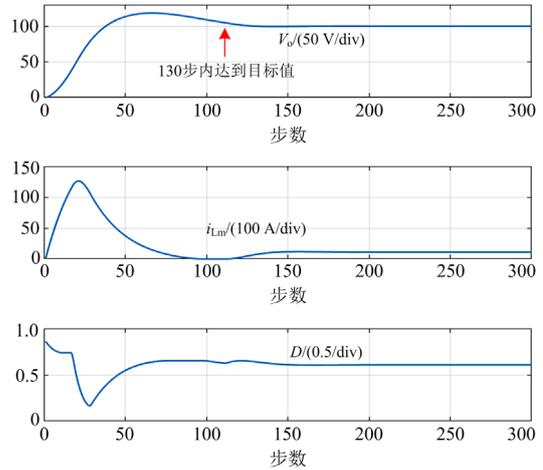


图 11 满载启动运行

Fig. 11 Rated load start running

1) 存储所有的增益和偏差矩阵及其边界信息, 数据量大;

2) 采样 $[i_{Lm}(j), V_o(j)]$ 时与边界信息进行多次比较, 直到对应的区域被索引, 通过式(54)计算最优控制占空比 $D^{opt}(j+1|j)$ 。

为了克服上述问题, 可利用一个神经网络来拟合在不同工作点下产生的多个离线控制律的输入-输出关系, 这种方法不仅消除了离线控制律及其边界信息所要求的存储负担, 而且保证了工作点变化条件下的控制性能。

训练样本采样如表 3 所示。由于不同工作点下生成的控制律都是以 $[i_{Lm}(j), V_o(j)]$ 为输入的, 为了区分每个工作点下的控制律, 需要引入额外的两个维度, 因此需将样本组织为 4 维输入 $[i_{Lm}(j), V_o(j), i_o(j), V_{ref}(j)]$, 其中以输出电流 $i_o(j)$ 来代替不同负载下的工作点。

表 3 神经网络训练集
Table 3 Neural network training set

组别	输入				标签
	$i_{Lm}(j)$	$V_o(j)$	$i_o(j)$	$V_{ref}(j)$	$D^{opt}(j+1 j)$
1	15.1	64.9	1	100	1
2	45.6	48.8	1.2	100	0.9557
3	27.1	22.5	2	100	0.7829
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
u	21.1	67.5	2.7	50	0.3829

4 神经网络拟合控制

4.1 神经网络原理

神经网络算法是通过梯度下降法调节隐藏层以及输出层的连接权重和偏置获得最小误差 E_{off} 。在训练时,神经网络正向计算后误差会反向传播,并作为修正权值的输入量,修正权值可表示为

$$\theta(j+1) = \theta(j) - \lambda \frac{\partial E_{off}}{\partial \theta} \quad (55)$$

式中: θ 为隐藏层以及输出层的连接权值; λ 为神经网络学习速率。

整个学习过程是误差边反向传播边修正各层的权值,修改权值遵循链式法则,表示为

$$\frac{\partial E_{off}}{\partial \theta} = \frac{\partial E_{off}}{\partial \sigma} \cdot \frac{\partial \sigma}{\partial \theta} \quad (56)$$

式中, σ 为隐藏层或输出层的激活函数。

4.2 神经网络设计

本文设计一个单隐藏层网络来拟合训练数据的非线性输入输出关系,神经网络的信号传输过程如下所述。

输入层:根据表 3,输入为 $[i_{Lm}(j), V_o(j), i_o(j), V_{ref}(j)]$,因此输入层有 4 个神经元,为了避免不同输入的尺度差异,输入量在传输到隐藏层之前需要被归一化为 $x_m(j) (m=1,2,3,4)$,其区间范围为 $(-1,1)$,表示为

$$x_m(j) = \frac{2x - 2X_{min}}{X_{max} - X_{min}} - 1 \quad (57)$$

式中: x 为一维输入中的实际值; X_{max} 、 X_{min} 分别为一维输入中的最大、最小值。

隐藏层:隐藏层中的神经元首先要对输入进行加权求和运算,然后使用激活函数 σ_h 得到隐藏层的非线性函数 $h_n (n=1,2,\dots,N)$ 。

$$\begin{cases} h_n = \sigma_h \left[\sum_l^4 w_{ln} x_l(j) + b_n \right] \\ m=1,2,3,4; n=1,\dots,N \end{cases} \quad (58)$$

式中: w_{mn} 表示输入层的第 m 个神经元和隐藏层的第 n 个神经元之间的权重; b_n 表示隐藏层第 n 个神经元的偏置; N 表示隐藏层神经元的数目,其取值与神经元的拟合精度有关。

此外,由式(56)可知,激活函数是神经网络拟合各种非线性函数的关键。本文选择隐藏层激活函数 σ_h 为 ReLU 函数,如式(59)所示。由式(57)执行只需要一个简单的过零判断,这在数字控制器中很容易实现,本文利用现场可编程门阵列(field programmable gate array, FPGA)实现神经网络控制。

$$\text{ReLU}(x) = \begin{cases} 0, & x \leq 0 \\ x, & x > 0 \end{cases} \quad (59)$$

输出层:输出层的神经元也是先对输入进行加权求和运算,使用激活函数 σ_o 得到输出占空比 D_{NN} ,如式(60)所示。

$$D_{NN} = \sigma_o \left[\sum_l^N w_{ln} h_l + b \right], n=1,2,\dots,N \quad (60)$$

式中: w_n 表示隐藏层的第 n 个神经元和输出层神经元之间的权重; b 表示输出层的偏置值。本文也选择 ReLU 函数作为输出层的激活函数 σ_o , ReLU 函数下限为 0,符合占空比下限为 0 的特点,使得网络训练过程非常稳定。

4.3 神经网络离线训练

在神经网络训练时,将训练数据的 4 维输入 $[i_{Lm}(j), V_o(j), i_o(j), V_{ref}(j)]$ 进行归一化后送入神经网络,正向计算出占空比,然后与表 3 中的标签进行比较得到误差函数。本文定义误差函数为

$$E_{off} = [D^{opt}(j+1|j) - D_{NN}(j+1|j)]^2 \quad (61)$$

式中, $D_{NN}(j+1|j)$ 为神经网络输出值。

在进行误差函数的计算时,通过梯度下降法自动调节神经网络的权重和偏置,此过程为神经网络的离线训练,训练示意如图 12 所示。当误差函数计算值小于设定值时,神经网络已经很好地拟合训练数据的输入输出关系。

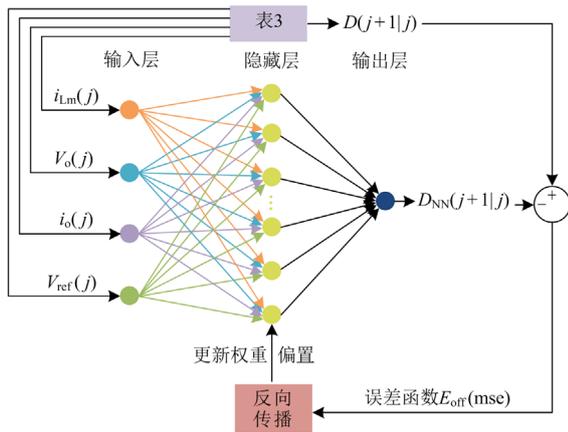


图 12 神经网络离线训练

Fig. 12 Neural network off-line training

5 仿真分析

5.1 控制效果展示

图 13 为基于神经网络控制的设计示意图。由图可知，实现神经网络控制分为离线训练以及在线实现两部分。

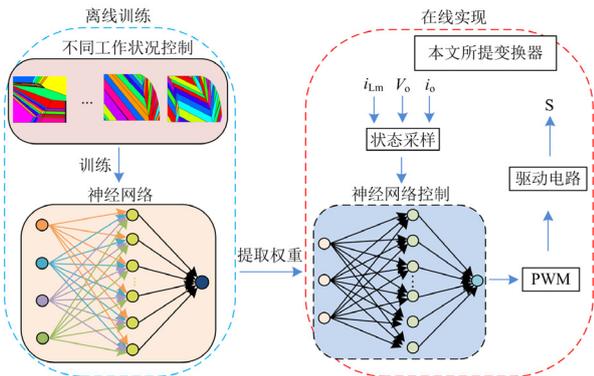


图 13 基于神经网络的控制设计

Fig. 13 Control design based on neural network

离线训练：拟合本文所提变换器不同工作点下的显式 MPC 控制规律，训练生成对应的权重参数以及偏置，提取到 FPGA。

在线实现：将本文所提变换器的电感电流 i_{Lm} 、输出电压 V_o 和输出电流 i_o 进行实时采样，神经网络控制器会根据状态采样进行占空比的在线调整，直至输出电压调整到允许误差范围之内，使得所提变换器的鲁棒性更强。

基于上述方法，本文取 16 个隐藏层神经元，得到 24 个工作点、1 440 000 组训练样本生成的神经网络控制器。图 14 为本文所提变换器在负载变化时的仿真波形图。图 15、图 16 为本文所提变换器在输入电压 V_{in} 变化时的仿真波形图。可以看出，输出电压

V_o 在负载变化和输入变化时都能快速稳定在 100 V，超调量极小，验证了该神经网络有效地拟合了不同负载和不同输入下的控制规律。

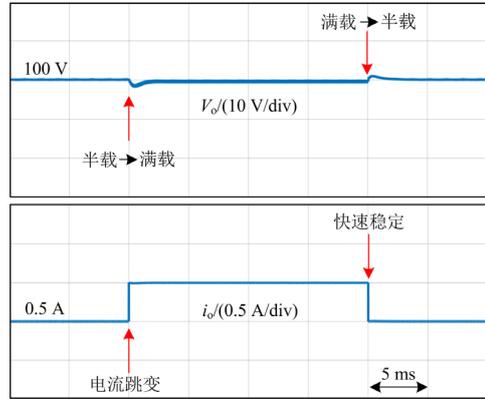


图 14 10 V 输入下负载变化时的动态响应

Fig. 14 Dynamic response of load change under 10 V input

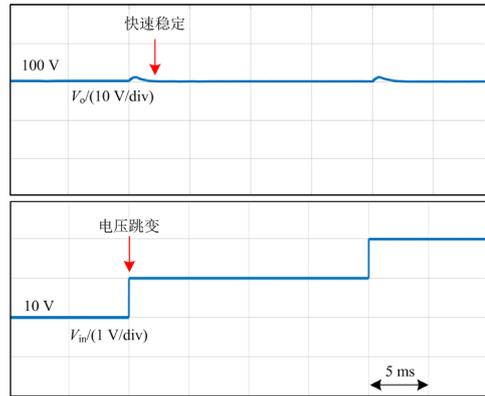


图 15 输入电压 V_{in} 变化时的动态性能

Fig. 15 Dynamic performance of input voltage V_{in} changes

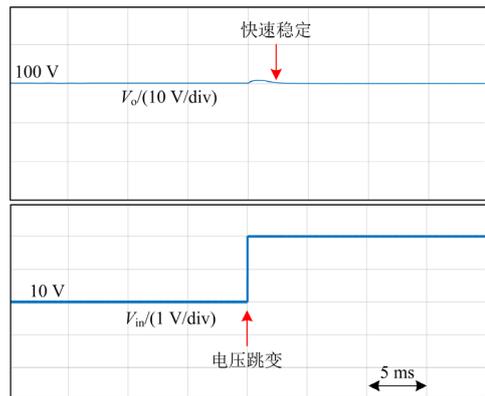


图 16 输入电压 V_{in} 从 10 V 变化至 12 V 时的动态性能

Fig. 16 Input voltage V_{in} changes from 10 V to 12 V

5.2 控制性能对比

图 17 为本文所提变换器在神经网络控制和 PID

控制下负载变化时的输出电压仿真波形。可以看出此时在 PID 控制下, 负载发生变化时的电压超调明显大于神经网络控制下的电压超调, 反映出 PID 控制的局限性——其控制参数是在特定工作点下进行设计的, 因此当电路参数发生变化时, PID 控制性能下降, 而神经网络拟合了显式 MPC 不同工作点的控制规律, 所以在不同工作点下仍能保持良好的控制性能。

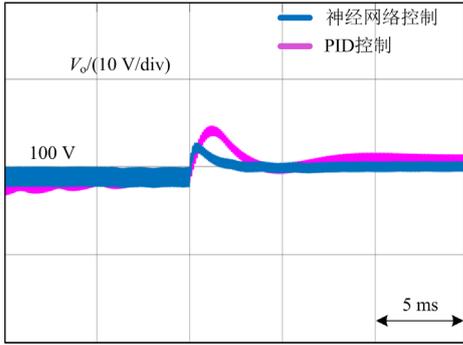


图 17 神经网络控制与 PID 控制动态性能对比
Fig. 17 Dynamic performance comparison of neural network control with PID control

6 实验结果与分析

为了验证本文所提高增益变换器的工作性能及控制策略理论分析结果, 制作了一台实验样机进行验证, 该样机的输入范围为 10~12 V, 额定输出为 100 V/100 W, 具体参数如表 4 所示。

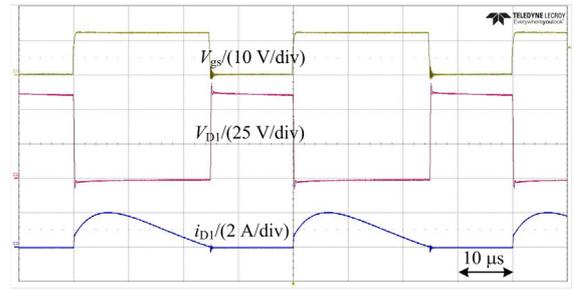
表 4 实验样机参数

Table 4 Parameters of the prototype

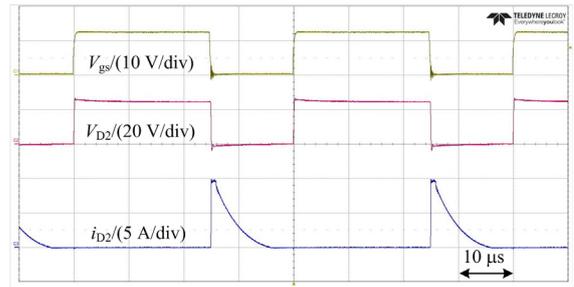
参数	数值(型号)
开关频率 f_s /kHz	50
匝数比 $n_1:n_2:n_3$	5:5:5
电感 L_m /μH	12
漏感 L_l /nH	381
开关管 S	IPP110N20N
二极管 D_2	IDH10G65C6
二极管 D_1 、 D_3 、 D_4	SS320
输出电容 C_o /μF	220
电容 C_1 、 C_2 、 C_3 /μF	120、56、100

6.1 稳态实验

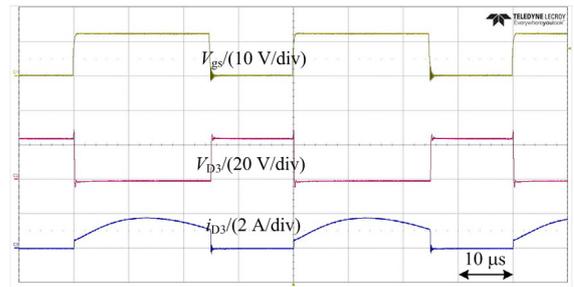
图 18 是样机在输入电压为 10 V、输出电压为 100 V、功率为 100 W 下所测得的实验波形。图 18(a)—18(d)分别为二极管 D_1 — D_4 的电压以及电流波形图。由图可知: V_{D1} 的值为 50 V, 与式(20)所计算出的理论值相符; V_{D4} 的值为 75 V, 与式(23)



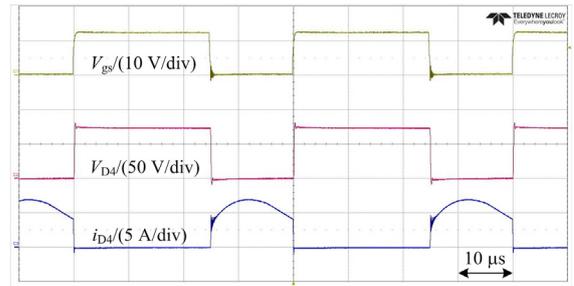
(a) V_{gs} , V_{D1} 和 i_{D1} 的波形



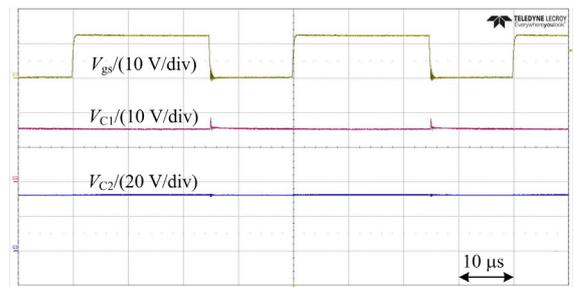
(b) V_{gs} , V_{D2} 和 i_{D2} 的波形



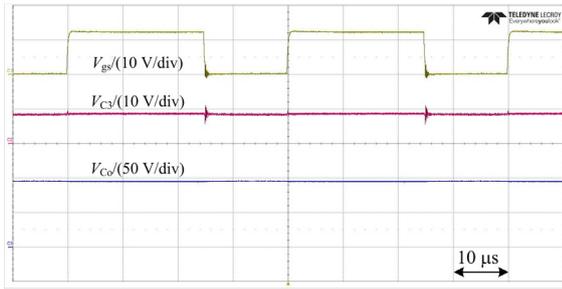
(c) V_{gs} , V_{D3} 和 i_{D3} 的波形



(d) V_{gs} , V_{D4} 和 i_{D4} 的波形



(e) V_{gs} , V_{C1} 和 V_{C2} 的波形



(f) V_{gs}, V_{C3} 和 V_{C0} 的波形

图 18 在 $V_{in} = 10 \text{ V}$, $V_o = 100 \text{ V}$ 和 $P_o = 100 \text{ W}$ 下所测的实验波形

Fig. 18 Measured waveforms under $V_{in} = 10 \text{ V}$, $V_o = 100 \text{ V}$, $P_o = 100 \text{ W}$

所计算出的理论值相符； V_{D2} 与 V_{D3} 的值相接近，与式(23)和式(25)所计算出的理论值相符，均为 25 V。图 18(e)和图 18(f)为所提变换器在满载时，电容 C_1 、 C_2 、 C_3 和 C_o 的电压波形图。由图可知，电容 C_1 、 C_2 、 C_3 和 C_o 的电压应力分别为 15 V、35 V、10 V 和 100 V，均与理论分析的结果相符。

图 19 展示了所提变换器的损耗分布。本文所提变换器的总损耗为 8.71 W，其中二极管 D_1 — D_4 的导通损耗为 4.67 W，占所提变换器总损耗的 53.65%；三绕组耦合电感的总损耗为 1.62 W，占所提变换器总损耗的 18.58%；电容 C_1 、 C_2 、 C_3 和 C_o 的总损耗为 1.03 W，占所提变换器总损耗的 11.85%；开关管 S 的总损耗为 1.39 W，占所提变换器总损耗的 15.92%。

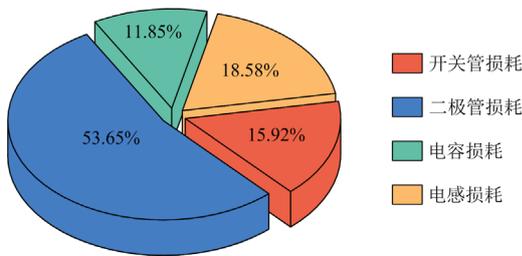


图 19 在 $V_{in} = 10 \text{ V}$, $V_o = 100 \text{ V}$ 和 $P_o = 100 \text{ W}$ 下的损耗分析
Fig. 19 Loss breakdown analysis at $V_{in} = 10 \text{ V}$, $V_o = 100 \text{ V}$ and $P_o = 100 \text{ W}$

图 20 是所提变换器在不同负载下的计算和实测效率图。从图 20 中可以看出，由于实际电路的元件存在寄生元件，因此实测效率略低于计算效率。输入电压 10 V、输出电压为 100 V 时，满载时的实测效率为 93.6%，最大效率可达到 94.8%。

6.2 动态实验

6.2.1 神经网络实现

本文隐藏层取 16 个神经元，拟合 24 个工作点、1 440 000 组训练样本生成的神经网络控制器权重

和偏置矩阵如下：

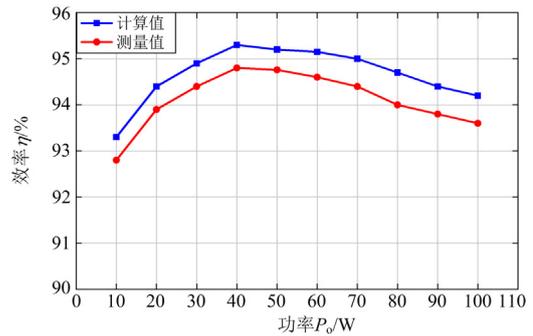


图 20 效率曲线

Fig. 20 Efficiency curve

$$W_{12} = \begin{bmatrix} 9.3199 & -0.0586 & -0.0312 & 11.1793 \\ -2.1695 & 0.0474 & -3.1276 & 1.1472 \\ -0.9262 & -5.5126 & 4.2350 & 8.3957 \\ -0.7571 & -7.4598 & -0.5944 & 2.5433 \\ 1.7720 & -1.8027 & -0.5950 & -0.2803 \\ -0.9903 & -10.8637 & -2.3967 & 4.5267 \\ 1.2638 & 4.9724 & -7.0420 & 4.0506 \\ -4.1695 & 2.8119 & 0.2128 & 6.2447 \\ -1.4753 & -10.1527 & -1.9949 & 7.3175 \\ 1.7222 & -1.2969 & -3.2447 & -3.1712 \\ 2.2002 & 1.3017 & 0.0432 & 0.6576 \\ 2.0325 & 21.4549 & 1.0742 & -6.7739 \\ -0.7137 & -7.6751 & -9.5971 & -6.2731 \\ 0.6664 & 4.4889 & 0.7481 & -2.9965 \\ 1.6105 & -1.6768 & -2.8656 & 2.1251 \\ -0.9069 & 4.0753 & 0.2184 & -3.1037 \end{bmatrix},$$

$$b_{12} = \begin{bmatrix} 2.8587 \\ -3.2350 \\ 1.8627 \\ -1.1492 \\ -0.7937 \\ -0.2639 \\ 0.7513 \\ 0.0975 \\ -15.2936 \\ 2.7862 \\ 3.4147 \\ 7.5440 \\ 1.1744 \\ 8.3362 \\ -1.9222 \\ 4.2860 \end{bmatrix}, W_{23} = \begin{bmatrix} 8.9508 \\ 7.5155 \\ -2.0484 \\ -9.8590 \\ 7.5662 \\ 24.2263 \\ 2.0898 \\ 13.4711 \\ 0.1603 \\ 13.0282 \\ -13.4438 \\ 1.0873 \\ -14.5417 \\ -9.7130 \\ 1.2468 \\ -2.6621 \end{bmatrix}, b_{23} = [15.4147].$$

其中 W_{12} 和 b_{12} 分别为神经网络输入层到隐藏层的权重和偏置矩阵, W_{23} 和 b_{23} 分别为隐藏层到输出层的权重和偏置矩阵。

在硬件实现过程中, 由于神经网络各层之间的实现是串行的, 可采用流水线模块化编程。单隐藏层神经网络的实现分为 3 个串行子模块: 归一化子模块、输入层到隐藏层子模块、隐藏层到输出层子模块, 每个子模块执行组合逻辑和块赋值。

归一化子模块: 此模块用于将采样值归一化为 $x_m(j)(m=1,2,3,4)$ 。以 $x_1(j)$ 的生成过程为例, 首先将 $i_{Lm}(j)$ 与常数 $-I_{L,\min}$ 输入到加法器, 其中 $I_{L,\min}$ 为电感电流训练集最小值, 再把结果与常数 $2/(I_{L,\max} - I_{L,\min})$ 输入到乘法器, 其中 $I_{L,\max}$ 为电感电流训练集最大值, 最后将乘积与常数 -1 输入到另一个加法器, 得到归一化后的 $x_1(j)$, 最后将 $x_1(j)$ 输入 D 触发器, 该触发器将 $x_1(j)$ 发送到下一个时钟上升沿的子模块。

输入层到隐藏层子模块: 此模块将 $x_m(j)(m=1,2,3,4)$ 作为输入, 进行加权求和运算, 然后使用激活函数 ReLU 得到非线性输出 $h_n(n=1,2,\dots,16)$ 。以 h_1 的生成过程为例, 首先将输入的 $x_m(j)(m=1,2,3,4)$ 分别送入 4 个乘法器, 与对应的权重相乘, 然后将结果与相应的偏置一起输入到 4 个加法器求和, 将求和结果输入到一个过零比较器(即 ReLU 函数)得到输出 h_1 , 最后被送入 D 触发器, h_1 将被发送到下一个时钟上升沿的子模块。

隐藏层到输出层子模块: 此模块负责处理 $h_n(n=1,2,\dots,16)$ 输入和 $D_{NN}(j+1|j)$ 单输出。该模块的处理过程与输入层到隐藏层的子模块类似, 在此不再赘述。输出 $D_{NN}(j+1|j)$ 神经网络在下一个时钟上升沿更新, 这说明隐藏层到输出层子模块可以在一个时钟周期内完成。

6.2.2 动态实验结果

图 21 为本文所提变换器在神经网络控制下负载

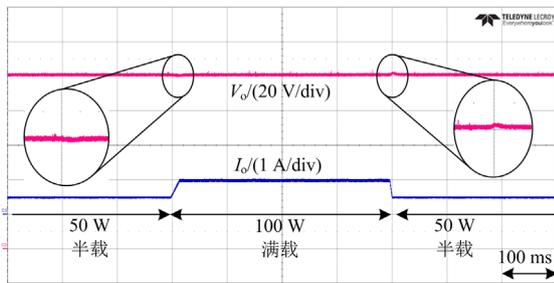


图 21 10 V 输入下负载变化时的动态响应

Fig. 21 Dynamic response of load change under 10 V input

变化的输出电压及输出电流的波形图, 此时神经网络控制的电压超调量为 1.8%, 电压跌落为 0.8%, 且在变化后能够快速达到稳定值。

图 22—图 24 为本文所提变换器在神经网络控制下输入电压 V_{in} 从 10 V 到 12 V 的多种变化过程波形图。可以看出, 此时神经网络控制下的输出电压超调仍较小, 其中最大超调量为 3.8%, 电压跌落为 1.4%, 且在变化后仍能快速达到稳定值, 说明神经网络拟合了不同工作点下的控制规律, 且控制性能良好。

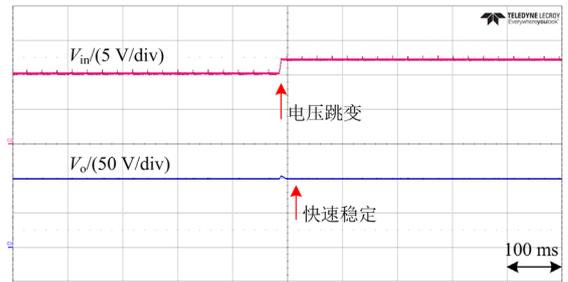


图 22 输入电压 V_{in} 从 10 V 变化至 12 V 时的动态响应

Fig. 22 Dynamic response when input voltage V_{in} changes from 10 V to 12 V

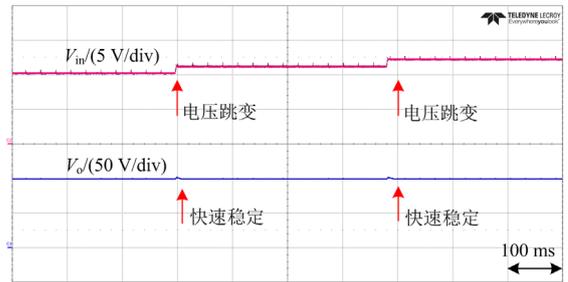


图 23 输入电压 V_{in} 从 10 V 变化至 11 V 再变化至 12 V 时的动态响应

Fig. 23 Dynamic response when input voltage V_{in} changes from 10 V to 11 V and then to 12 V

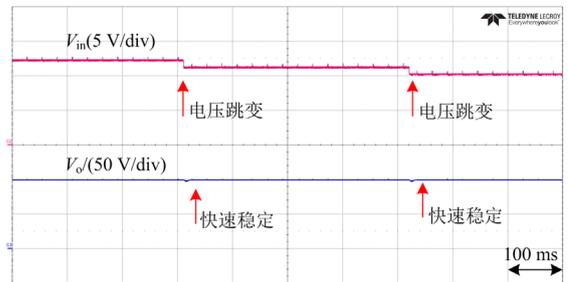


图 24 输入电压 V_{in} 从 12 V 变化至 11 V 再变化至 10 V 时的动态响应

Fig. 24 Dynamic response when input voltage V_{in} changes from 12 V to 11 V and then to 10 V

综合上述仿真和实验结果,与不同控制策略的动态性能比较如表 5 所示。本文所提控制策略相较于模糊控制,在开关频率相同的情况下,除输入电压变化时引起输出电压超调量略高以外,其余控制性能相对较优。本文所提控制策略相较于滑模控制,在开关频率相对较低的情况下,输出电压超调量相对较小,恢复时间相对较短,即所需控制的周期数较少,综合比较下本文所提控制策略动态性能相对较优。

表 5 动态性能对比

Table 5 Dynamic performance comparison

控制策略	开关频率/kHz	负载变化		输入变化	
		超调量/ %	恢复 时间/ms	超调量/ %	恢复 时间/ms
本文所提	50	1.9	2.6	3.5	4.2
模糊控制 ^[15]	50	2.97	108	3.2	138
滑模控制 ^[16]	100	2.44	6	3.6	6

7 结论

本文提出了一种以神经网络拟合多个工作点显式 MPC 的高增益、高效率直流变换器,通过结合三绕组耦合电感、二极管及电容构成的升压单元及钳位电路,详细分析了所提变换器在 CCM 下的工作原理和稳态特性,利用显式 MPC 的高性能控制和神经网络的高拟合度等优点,设计了拟合多个工作点的显式 MPC 的神经网络控制器,最后制作了一台实验样机进行验证。实验结果表明本文所提的变换器及控制策略具有以下特点:(1)该变换器仅有一个开关管,控制及驱动简单可靠;(2)无源钳位回收漏感能量,提升了转换效率,抑制了开关管两端的电压尖峰,降低了开关管两端的电压应力;(3)结合三绕组耦合电感、二极管及电容,实现了变换器的高增益,适用于低压输入、高压输出的应用场合;(4)以神经网络拟合显式 MPC 的控制策略,实现了显式 MPC 的多工作点高频控制;(5)在输入电压变化或负载变化时,能自动调整占空比,实现了电压的稳定输出,提高了变换器的鲁棒性;(6)扰动下的动态压降和恢复时间明显减小,具有更优异的动态响应性能。

参考文献

[1] 周强,汪宁渤,何世恩,等.高弃风弃光背景下中国新能源发展总结及前景探讨[J].电力系统保护与控制,2017,45(10):146-154.
ZHOU Qiang, WANG Ningbo, HE Shien, et al. Summary and prospect of China's new energy development under the background of high abandoned new energy power[J].

Power System Protection and Control, 2017, 45(10): 146-154.

[2] LIANG T, LUO Peng, CHEN Kaihui. A high step-up DC-DC converter with three-winding coupled inductor for sustainable energy systems[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2022, 69(10): 10249-10258.

[3] 刘洋,董锋斌,皇金锋.交错并联三绕组耦合电感高增益 Boost 变换器[J].电力系统保护与控制,2022,50(18):177-187.
LIU Yang, DONG Fengbin, HUANG Jinfeng. High step-up Boost converter with an interleaved and three-winding coupled inductor[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(18): 177-187.

[4] ZHENG Yifei, SMEDLEY K M. Analysis and design of a single-switch high step-up coupled-inductor boost converter[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2020, 35(1): 535-545.

[5] ANDRADE A M S S, SCHUCH L, MARTINS M L D S. Analysis and design of high-efficiency hybrid high step-up DC-DC converter for distributed PV generation systems[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019, 66(5): 3860-3868.

[6] AI Jian, LIN Mingyao. Ultra large gain step-up coupled-inductor DC-DC converter with an asymmetric voltage multiplier network for a sustainable energy system[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2017, 32(9): 6896-6903.

[7] HASANPOUR S, BAGHRAMIAN A, MOJALLALI H. A modified SEPIC-based high step-up DC-DC converter with quasi-resonant operation for renewable energy applications[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019, 66(5): 3539-3549.

[8] 岳舟. 高压增益混合型 DC-DC 变换器[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(21): 113-122.
YUE Zhou. A hybrid DC-DC converter with higher voltage gain[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(21): 113-122.

[9] 尹华杰,丁杰,赵世伟.基于耦合电感与开关电容单元的高增益 DC/DC 变换器[J].电机与控制学报,2021,25(11):66-74.
YIN Huajie, DING Jie, ZHAO Shiwei. High step-up DC/DC converter based on coupled inductor and switched capacitor unit[J]. Electric Machines and Control, 2021, 25(11): 66-74.

[10] HASANPOUR S, FOROUZESH M, SIWAKOTI Y P, et al. A novel full soft-switching high-gain DC/DC converter based on three-winding coupled-inductor[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2021, 36(11): 12656-12669.

- [11] TSENG K, LIN J, HUANG C. High step-up converter with three-winding coupled inductor for fuel cell energy source applications[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2015, 30(2): 574-581.
- [12] MAHESWARI L, SIVAKUMARAN N. An isolated single-switch high step-up DC/DC converter with three-winding transformer for solar photovoltaic applications[J]. Electrical Engineering, 2020, 102(3): 1383-1392.
- [13] PEREIRA A V C, CAVALCANTI M C, AZEVEDO G M, et al. A novel single-switch high step-up DC-DC converter with three-winding coupled inductor[J]. Energies, 2021, 14(19): 6288.
- [14] 朱彦磊, 傅亚光, 艾建, 等. 一种双不对称升压倍增单元的耦合电感 Boost 变换器[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(12): 93-99.
- ZHU Yanlei, FU Yaguang, AI Jian, et al. Two asymmetric voltage multiplier cells Boost converter with coupled inductor[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(12): 93-99.
- [15] 林维明, 曾涛, 陈红星. 一种高增益升压 Cuk 变换器及其改进模糊控制[J]. 电机与控制学报, 2021, 25(8): 76-86.
- LIN Weiming, ZENG Tao, CHEN Hongxing. High gain step-up Cuk converter and its improved fuzzy control[J]. Electric Machines and Control, 2021, 25(8): 76-86.
- [16] KUMAR K R. Implementation of sliding mode controller plus proportional double integral controller for negative output elementary boost converter[J]. Alexandria Engineering Journal, 2016, 55(2): 1429-1445.
- [17] AZQUEZ S, LEON J I, FRANQUELO L G, et al. Model predictive control: a review of its applications in power electronics[J]. IEEE Industrial Electronics Magazine, 2014, 8(1): 16-31.
- [18] MARTINES O A, TLACAHUAC A F, MARTINEZ O F R, et al. Nonlinear model predictive stabilization of DC-DC boost converters with constant power loads[J]. IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics, 2021, 9(1): 822-830.
- [19] STELLATO B, GEYER T, GOULART P J. High-speed finite control set model predictive control for power electronics[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2017, 32(5): 4007-4020.
- [20] LIU Zhen, XIE Lei, BEMPORAD A, et al. Fast linear parameter varying model predictive control of buck DC-DC converters based on FPGA[J]. IEEE Access, 2018, 6: 52434-52446.
- [21] 陈宇, 刘雪, 陈晶. 显式模型预测控制的在线迭代学习策略研究[J]. 现代电子技术, 2021, 44(8): 5-10.
- CHEN Yu, LIU Xue, CHEN Jing. Online iterative learning strategy for explicit model predictive control[J]. Modern Electronics Technique, 2021, 44(8): 5-10.
- [22] CHEN Jing, CHEN Yu, TONG Lupeng, et al. A backpropagation neural network-based explicit model predictive control for DC-DC converters with high switching frequency[J]. IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics, 2020, 8(3): 2124-2142.
- [23] DRAGICEVIC T, NOVAK M. Weighting factor design in model predictive control of power electronic converters: an artificial neural network approach[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019, 66(11): 8870-8880.
- [24] WAI R, CHEN Mengwei, LIU Yaokai. Design of adaptive control and fuzzy neural network control for single-stage Boost inverter[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2015, 62(9): 5434-5445.
- [25] YIN Yunfei, LIU Jianxing, SANCHEZ J A, et al. Observer-based adaptive sliding mode control of NPC converters: an RBF neural network approach[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2019, 34(4): 3831-3841.
- [26] 催佳豪, 毕利. 基于混合神经网络的光伏电量预测模型的研究[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(13): 142-149.
- CUI Jiahao, BI Li. Research on photovoltaic power forecasting model based on hybrid neural network[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(13): 142-149.
- [27] HERCEG M, KVASNICA M, JONES C N, et al. Multi-parametric toolbox 3.0[C] // Proceeding of the European Control Conference, July 17-19, 2013, Zurich, Switzerland: 502-510.
- [28] WANG Daming, SHEN Z, YIN Xin, et al. Model predictive control using artificial neural network for power converters[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2022, 69(4): 3689-3699.
- [29] 焦李成, 孙其功, 杨育婷, 等. 深度神经网络 FPGA 设计进展、实现与展望[J]. 计算机学报, 2022, 45(3): 441-471.
- JIAO Licheng, SUN Qigong, YANG Yuting, et al. Development, implementation and prospect of FPGA-based deep neural networks[J]. Chinese Journal of Computers, 2022, 45(3): 441-471.

收稿日期: 2022-11-17; 修回日期: 2023-02-28

作者简介:

罗朋(1988—), 男, 博士, 讲师, 研究方向为电力电子技术、建模与控制; E-mail: dqluopeng@163.com

姜湜予(1989—), 男, 通信作者, 博士后, 副研究员, 研究方向为电力物联网及人工智能控制算法。E-mail: 785267860@qq.com

(编辑 魏小丽)